

Technische Universität München
Fachgebiet Verteilte Messsysteme

Segmentierung von Oberflächen mittels variabler Beleuchtung

Christoph Lindner

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für
Elektrotechnik und Informationstechnik
der Technischen Universität München
zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Klaus Diepold
Prüfer der Dissertation: 1. Univ.-Prof. Dr.-Ing. Fernando Puente León
2. Univ.-Prof. Dr.-Ing. Georg Färber

Die Dissertation wurde am 11.09.2008 bei der
Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für
Elektrotechnik und Informationstechnik am 17.03.2009 angenommen.

Segmentierung von Oberflächen mittels variabler Beleuchtung

Christoph Lindner

11.09.2008

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	1
1.1	Motivation und Zielsetzung	2
1.2	Gliederung der Dissertation	3
2	Stand der Technik	5
2.1	Verwendung variabler Beleuchtungsrichtung	5
2.2	Oberflächensegmentierung mit variabler Beleuchtung	7
2.3	Oberflächensegmentierung mit Hilfe von 3d- oder Tiefeninformation	9
3	Grundlagen	11
3.1	Versuchsanordnung	11
3.2	Detektion und Klassifikation in der Bildverarbeitung	13
3.3	Segmentierung von Bildern	15
3.3.1	Kantenorientierte Segmentierung	17
3.3.2	Globale Segmentierung	18
3.3.3	Regionenorientierte Segmentierung	19
3.3.4	Komplexe Segmentierungsverfahren	20
3.3.5	Zusammenhang zwischen Segmentierung, Klassifikation und Detektion	23
3.4	Oberflächensegmentierung	23
3.5	Radiometrische Definitionen	26
3.6	Bidirektionale Reflektanzverteilungsfunktion	29
3.7	Oberflächenmodellierung	31
3.8	Reflexionsmodelle	34
3.8.1	Lambert'sche Reflexion	35
3.8.2	Torrance-Sparrow-Modell	38
3.8.3	Hybride Reflexionsmodelle	39
3.9	Bewertung der Segmentierungsergebnisse	40
4	Aufnahme von Beleuchtungsserien	45
4.1	Bildgewinnung	45

4.2	Interpretation der Informationen in Beleuchtungsserien . . .	46
4.3	Abtastung des Beleuchtungsraums	50
4.4	Beleuchtungsmuster	54
5	Merkmalsextraktion	57
5.1	Bild einer diffus beleuchteten Oberfläche	57
5.2	Lokale Richtung	58
5.3	Schätzung der Reflexionseigenschaften	61
5.3.1	Modellbasierter Ansatz	61
5.3.2	Heuristischer Ansatz	63
5.3.3	Vergleich der Methoden	63
5.4	Strukturbedingte Merkmale	64
5.5	Merkmale aus der Statistik zweiter Ordnung	68
5.5.1	Die Cooccurrence-Matrix	69
5.5.2	Erweiterung auf Beleuchtungsserien	71
5.5.3	3d-Cooccurrence-Methode zur Oberflächensegmentierung	72
5.5.4	Unterschiede zwischen einer 2d- und einer 3d-Cooccurrence-Analyse	73
5.6	Kanten	77
5.7	Eigenschaften von Merkmalen	78
6	Segmentierung	81
6.1	Der K-Means-Algorithmus	81
6.2	Der Split-and-Merge-Algorithmus	84
7	Segmentierungsergebnisse	87
7.1	Testobjekt Pyramide	87
7.2	Segmentierung von Spuren im Boden einer Patronenhülse .	104
7.3	Segmentierung von lackiertem Holz	116
7.4	Segmentierung kraterförmiger Lackdefekte auf Holz	122
7.5	Segmentierung von Riefen unterschiedlicher Orientierung .	130
7.6	Segmentierung kugelgestrahlter Oberflächen	135
7.7	Segmentierung von Abnutzungserscheinungen auf Wendeschneidplatten	138
8	Zusammenfassung und Ausblick	145
A	Beleuchtungsserien	147

A.1	Pyramide	148
A.2	Patronenhülse	152
A.3	Holz mit lackierten und nicht lackierten Regionen	156
A.4	Kugelgestrahlte Oberfläche	159
A.5	Wendeschnidplatte	163
	Literatur	165

1 Einführung

Der Begriff Segmentierung steht im Allgemeinen für die Zerlegung einer heterogenen Grundgesamtheit in einzelne homogene Teilmengen, den Segmenten, und wird in unterschiedlichen Disziplinen wie der Biologie, der Ökonomie oder der Speicherverwaltung eines Computers verwendet. In der Bildverarbeitung wird der Segmentierung eine wichtige Bedeutung zuteil. Bei der Verarbeitung der dabei auftretenden großen Datenmengen stellt die Segmentierung einen ersten Schritt zur Reduktion der Information dar und eine Vorbereitung zur Interpretation des Bildinhalts. Denn die Aufteilung des Bildes in Segmente, die eine gewisse Homogenität bezüglich eines gewählten Merkmals aufweisen, entspricht der Identifikation bedeutungsvoller Bereiche im Bild. Durch die Segmentierung erfolgt somit der Übergang von einem ortsabhängigen Grauwertsignal zu einer symbolischen Darstellung. Für die Segmentierung von Bildern existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Methoden.

Das Ziel dieser Arbeit ist die Weiterentwicklung dieser Methoden der Bildsegmentierung zur Oberflächensegmentierung anhand einer Serie von Bildern, welche ein und dieselbe Oberfläche aus dem gleichen Blickwinkel unter variabler Beleuchtung zeigen. In der automatischen Sichtprüfung stellt die Aufnahme von Bildserien mit einer Kamera unter variabler Beleuchtung der Oberfläche im sichtbaren Spektrum des Lichts ein immer häufiger verwendetes Messszenario dar. Die Beleuchtung einer Oberfläche mit parallelen Lichtstrahlen aus einer Richtung, im Folgenden auch als gerichtete Beleuchtung bezeichnet, führt an einigen Orten der Oberfläche zu einer Darstellung mit optimalem Kontrast, während andere Bereiche ungünstig beleuchtet werden. Durch die Aufnahme vieler Bilder mit einer gerichteten Beleuchtung aus unterschiedlichen Richtungen können alle Orte der Oberfläche mit hohem Kontrast erfasst werden. Die gemeinsame Verarbeitung der resultierenden Bildserie (hier auch Beleuchtungsserien genannt) ermöglicht unter anderem eine Darstellung der Oberfläche unter optimalem Kontrast [HP03] oder die Entwicklung verbesserter Detektionsverfahren [PAPP06].

Auch die Segmentierung des Bildes einer Oberfläche kann mit einer

Beleuchtungsserie erfolgreicher durchgeführt werden, als dies mit einem einzelnen Bild möglich wäre. Allerdings bedarf es dafür geeigneter Segmentierungsmethoden. Während bei der Bildsegmentierung an jedem Ort nur ein einzelner Grauwert zur Verfügung steht, stellt eine Bildserie ein Signal bereit, das die von der Kamera detektierte Intensität als Funktion der Beleuchtung darstellt. Daraus lassen sich verschiedene Oberflächenmerkmale gewinnen, die wiederum als Grundlage für eine Segmentierung dienen.

Diese Dissertation beschäftigt sich mit den Methoden zur Oberflächensegmentierung auf der Grundlage von Beleuchtungsserien. Alle folgenden Ausführungen beziehen sich auf monochromatische Bilder (Grauwertbilder). Eine Erweiterung auf Farbbilder wird in dieser Arbeit nicht vorgenommen.

1.1 Motivation und Zielsetzung

In der Vergangenheit wurde bereits eine Reihe von Methoden zur Oberflächensegmentierung mit variabler Beleuchtung vorgestellt [Bre05, MC01, RP99, HS03]. Dabei handelt es sich jeweils um anwendungsbezogene Lösungen. Es wird stets nur eine Möglichkeit der Segmentierung mit den gegebenen Hilfsmitteln dargestellt. Bei der Bearbeitung aktueller Sichtprüfungsaufgaben entstand daraus die Frage nach einer umfassenden Untersuchung und einer möglichst allgemeinen Beschreibung des Problems der Segmentierung von Oberflächen unter Verwendung von speziellen, in der automatischen Sichtprüfung häufig verwendeten Messbedingungen.

In dieser Dissertation wird die Segmentierung von Oberflächen mit Hilfe von Beleuchtungsserien im Rahmen eines definierten Versuchsaufbaus untersucht. Dabei werden sowohl vorhandene Methoden berücksichtigt, als auch neue Methoden vorgestellt. Das hierbei propagierte Segmentierungsmodell stellt eine Erweiterung und Modifikation der klassischen Bildsegmentierung für die Verwendung von Beleuchtungsserien von Oberflächen dar.

Diese Arbeit verfolgt das Ziel, konkreten Methoden zu einer allgemeinen Segmentierungsstrategie unter Berücksichtigung der gegebenen Rahmenbedingungen zu abstrahieren. Verschiedene Realisierungen der vorgestellten Strategie werden anhand von Beispielen aus der Sichtprüfung demonstriert und analysiert. Hierbei werden die Möglichkeiten der ver-

schiedenen Ansätze präsentiert, um einen qualitativen Vergleich zu bieten. An ausgewählten Beispielen wird zudem eine quantitative Analyse durchgeführt.

1.2 Gliederung der Dissertation

Im folgenden Kapitel 2 wird der aktuelle Forschungsstand relevanter Gebiete erläutert, um die Ausgangssituation für diese Arbeit darzustellen.

In Kapitel 3 werden die allgemeinen Grundlagen besprochen und wichtige in dieser Arbeit verwendete Methoden vorgestellt. Ein zentraler Punkt ist die Einführung eines allgemeinen Signalmodells für die Segmentierung von Oberflächen mittels Beleuchtungsserien. Der Begriff Segmentierung wird dazu für die gegebenen Rahmenbedingungen definiert und von den Konzepten „Detektion“ und „Klassifikation“ abgegrenzt. Ein weiterer Aspekt dieses Kapitels ist die Entstehung der untersuchten Bildsignale. Dazu gehören die Modellierung einer Oberfläche und die Vorstellung wichtiger Reflexionsmodelle.

Im nachfolgenden Kapitel 4 wird der Prozess der Bildaufnahme untersucht und es werden Beleuchtungsstrategien vorgestellt. Das Segmentierungsergebnis kann durch die passende Auswahl der Beleuchtung grundlegend beeinflusst werden.

Die Extraktion von Merkmalen aus den Beleuchtungsserien wird in Kapitel 5 erläutert. Ziel ist es, Merkmale so auszuwählen, dass diese mit Bereichen auf der Oberfläche korrelieren, die für den Anwender bedeutungsvoll sind. Zunächst werden alle untersuchten Merkmale vorgestellt. Danach erfolgt eine Analyse der Eigenschaften der verschiedenen Merkmale.

Im Kapitel 6 werden zwei verschiedene Ansätze zur Segmentierung der extrahierten Merkmalsbilder erläutert. Unterschieden wird hierbei zwischen globalen und regionenorientierten Verfahren.

Ein Schwerpunkt dieser Arbeit liegt in der Präsentation mehrerer Beispiele aus der Praxis in Kapitel 7. Hierbei werden, sofern möglich und sinnvoll, mehrere unterschiedliche Oberflächenmerkmale verwendet, um einen qualitativen und quantitativen Vergleich durchführen zu können.

Abschließend erfolgt eine kritische Bewertung der Versuche und ein Ausblick auf weitere Schritte und mögliche zukünftige Entwicklungen.

2 Stand der Technik

Die Verwendung einer variablen Beleuchtung für die Segmentierung von Oberflächen tangiert verschiedene Forschungsthemen rund um die Bildverarbeitung und Oberflächenmesstechnik. Die wichtigsten Veröffentlichungen und vorab bekannten Ergebnisse zum Thema werden in diesem Abschnitt aufgeführt. Zunächst werden Arbeiten vorgestellt, die sich mit der Variation der Beleuchtungsrichtung beschäftigen. Danach werden Ansätze zur Oberflächensegmentierung gezeigt, deren Methoden auf den gleichen Rahmenbedingungen basieren wie sie auch der vorliegenden Dissertation zu Grunde liegen. Im dritten Abschnitt dieses Kapitels werden Verfahren zur Segmentierung von Oberflächen mit Hilfe von Tiefeninformationen und 3d-Daten präsentiert.

2.1 Verwendung variabler Beleuchtungsrichtung

Die Aufnahme einer Bildserie von einer Oberfläche unter Veränderung der Beleuchtungsrichtung ist eine Methode zur Signalgewinnung, die für zahlreiche Anwendungen genutzt werden kann. Einen wichtigen Meilenstein stellt die Veröffentlichung des Verfahrens „Fotometrisches Stereo“ dar [Woo80]. Hierbei handelt es sich um eine Klasse von Methoden zur Bestimmung der Gradientenfunktion des Reliefs einer Oberfläche. Daraus kann unter bestimmten Voraussetzungen die Form der Oberfläche berechnet werden, womit relative Tiefeninformationen als Funktion des Ortes zur Verfügung stehen. Die ursprüngliche, von Woodham formulierte Methode kann nur mit Lambert'schen Oberflächen angewendet werden (siehe Abschnitt 5.2 für eine genaue Beschreibung des Verfahrens). Es existieren jedoch zahlreiche Erweiterungen, mit denen Fotometrisches Stereo auch an Oberflächen mit anderen, bekannten Reflexionsverhalten durchgeführt werden kann [Td91, NIK90, Geo03].

Hertzmann und Seitz präsentierten Fotometrisches Stereo für beliebige Oberflächen. Die Analyse einer unbekannteren Oberfläche erfordert in diesem Fall eine vorangegangene Aufnahme einer bekannten Oberfläche mit identischen Oberflächeneigenschaften. Die Methode führt eine Klassifika-

tion der aktuell gemessenen Signale bezüglich der zuvor ermittelten Daten durch. Neben den Reliefgradienten stehen damit zusätzlich Informationen über das Reflexionsverhalten einer Oberfläche zur Verfügung. Eine Gruppe von Verfahren ermittelt sowohl den Oberflächengradienten als auch die Reflexionseigenschaften einer homogenen Oberfläche [NIK90, Td91].

Ein Bildverarbeitungssystem kann durch die Verwendung der Bildserie einer variabel beleuchteten Oberfläche im Allgemeinen deutlich bessere Ergebnisse bei der Analyse einer Oberfläche erzielen. Dies ist zumindest für einzelne Prozessschritte durch die Veröffentlichung entsprechend modifizierter Methoden belegt. Zur Verbesserung auf Signalebene präsentiert Puente eine Methode, in der einzelne Bilder einer Oberfläche, aufgenommen mit variabler, gerichteter Beleuchtung, zu einem kontrastreichen Bild fusioniert werden [PB97]. Während ein einzelnes Bild dieser Serie nur lokal einen hohen Kontrast aufweist, lässt sich der Kontrast durch die Fusion der einzelnen Bilder global erhöhen. Beyerer und Puente verglichen einen iterativen mit einem globalen Fusionsansatz und zeigten darüber hinaus eine Methode zur Erhöhung des Dynamikumfangs des Bildes einer Oberfläche durch Mehrfachbelichtung [BP05] auf.

Pérez beschäftigte sich mit der Detektion von Oberflächendefekten unter der Verwendung variabler Beleuchtung, wobei sie eine Erweiterung des klassischen Matched Filters vorstellte [PAPP06, PMP06]. Ein interessanter Ansatz stellt die Berechnung von Merkmalen dar, die invariant bezüglich Rotation, Translation und Kontrast sind. Damit kann eine robuste und flexible Detektion durchgeführt werden [PP07, PPAO07, PP08].

Auch die Klassifikation von 3d-Oberflächentexturen profitiert von Bildserien mit variabler Beleuchtung. Zunächst untersuchte Chantler in seiner Dissertation den Einfluss der Beleuchtungsrichtung auf die Texturklassifikation [Cha94]. Er entwickelte ein Modell zur Beschreibung der Variation im Erscheinungsbild einer Textur. Zusammen mit Wu stellte Chantler eine Methode vor, um eine rotationsinvariante Klassifikation mittels Fotometrischem Stereo zu erreichen [Wu03, CW00].

Einen guten Überblick über die Bildgewinnung zur Analyse von Oberflächen wird von Heizmann und Beyerer gegeben [HB05]. Sie beschreiben mehr als 20 Freiheitsgrade, die im Zusammenhang mit der Beleuchtung und der Kamera verändert werden können. Die Aufnahme einer Bildserie wird als Abtastung eines Parameterraumes interpretiert. Ein wichtiger Aspekt ist angesichts der hohen Dimensionalität, eine Optimierung dieses Abtastvorgangs zu erreichen.

2.2 Oberflächensegmentierung mit variabler Beleuchtung

Racky und Pandit beschäftigten sich mit der Segmentierung von eingepprägten Mustern [RP99]. Sie verwendeten zwei Bilder der Oberfläche mit einer gerichteten Beleuchtung aus zwei Richtungen. In den eingepprägten Vertiefungen wird entlang der Prägekanten, abhängig von deren Richtung zur Lichtquelle, eine Schattenbildung beobachtet. Racky und Pandit präsentierten ein Verfahren, basierend auf der Kombination morphologischer Operationen, das einer einfachen Differenzbildung der Einzelbilder überlegen ist. Darüber hinaus zeigten sie die Segmentierung einer rauen Oberfläche am Beispiel eines Schleifwerkzeuges. Die Qualität dieses Werkzeugs hängt von der Dichte und Tiefe der Körnung ab. Hier wurde die Segmentierung durch eine einfache Schwellenwertbildung erreicht, wobei aufgrund der schwierigen Beleuchtungsbedingungen zuvor mehrere Einzelbilder einer Beleuchtungsserie additiv überlagert und eine Bildverbesserung durchgeführt wurden.

Wiegiers entwickelte ein Verfahren, um Kanten mit Hilfe von Beleuchtungsserien zu detektieren [PW00, Wie01]. Er unterschied dabei zwischen echten Kanten, die eine Unstetigkeit im Relief repräsentieren, und Scheinkanten, d. h. durch die Beleuchtung induzierte Kanten, wie zum Beispiel Intensitätskanten am Rande von Schatten oder Glanzlichtern. Gerade Scheinkanten zeichnen sich in einzelnen Bildern der gerichtet beleuchteten Oberfläche durch einen ausgeprägten Grauwertgradienten aus, während Reliefkanten oft einen vergleichsweise geringen Grauwertgradienten aufweisen. Für die Sichtprüfung sind in der Regel echte Kanten von Interesse. Wiegiers untersucht mit seinem Verfahren u. a. den Abnutzungsgrad von Fräswerkzeugen. Dabei benutzt er die segmentierten Kanten als Klassifikationsmerkmal. Als Grundlage für die Kantendetektion dient eine Bildserie der Oberfläche mit variabler Beleuchtungsrichtung. Wiegiers präsentiert und vergleicht verschiedene Ansätze zur Unterdrückung der Scheinkanten, die alle darauf basieren, dass Scheinkanten am gleichen Ort nur in wenigen Bildern der Serie auftreten oder von Bild zu Bild über die Oberfläche „wandern“. Echte Kanten hingegen sind in jedem Bild sichtbar. Durch eine gewichtete Fusion der einzelnen Kantenbilder werden echte Kanten hervorgehoben. Wiegiers' Ansatz wird in dieser Arbeit aufgegriffen und deshalb später detailliert erläutert.

Puente untersuchte die Qualität kugelgestrahlter Oberflächen [Pue01a, Pue01b]. Das Ziel ist die Segmentierung der Einschlagskrater, deren

Auftrittsdichte die Oberflächeneigenschaften beeinflussen. Der Überdeckungsgrad mit Kratern kann somit als Qualitätsmerkmal verwendet werden. Die Oberfläche weist zwischen den Kratern riefenförmige Schleifspuren auf, was die Segmentierung erschwert. Das Verfahren basiert auf einer Beleuchtungsserie, wobei das Azimut der Beleuchtungsrichtung variiert wird. Der Signalverlauf der Intensität als Funktion der Beleuchtungsrichtung an einem Ort der Oberfläche unterscheidet sich hierbei aufgrund der unterschiedlichen und bekannten Topologie für Riefen und Löcher. Mit Hilfe einer geeigneten Transformation werden zwei Merkmale aus den Signalen extrahiert, die mit Hilfe eines einfachen, linearen Klassifikators eine Identifizierung jedes Ortes der Oberfläche als Objekt (Einschlagskrater) oder Hintergrund ermöglichen. Auch diese Methode wird im weiteren Verlauf der Arbeit verwendet.

McGunnigle und Chantler zeigen die Segmentierung rauher Oberflächen mit Hilfe von Reflexionskarten [MC01]. Hierbei wird davon ausgegangen, dass die gemessene Lichtintensität von verschiedenen Orten einer Oberfläche eine Funktion der lokalen Oberflächennormalen ist, wenn das Reflexionsverhalten dieser Oberfläche örtlich invariant ist und eine homogene Beleuchtungssituation vorliegt. Die Signalgrundlage des Verfahrens ist eine Beleuchtungsserie der Oberfläche, wobei das Azimut der Beleuchtung variiert wird. In den gemessenen Intensitätsfunktionen wird der spiegelnde Anteil unterdrückt, während „Fotometrisches Stereo“ verwendet wird, um aus dem Lambert'schen Anteil die Oberflächenneigung zu berechnen. Als Entscheidungsgrundlage für die Segmentierung wird der Merkmalsvektor $(p(\mathbf{x}), q(\mathbf{x}), g(\mathbf{x}))^T$ gebildet, wobei $p(\mathbf{x})$ und $q(\mathbf{x})$ die örtlichen partiellen Ableitungen des Oberflächenreliefs und $g(\mathbf{x})$ den Grauwert am Ort \mathbf{x} bezeichnen. Im Vergleich zu einer Segmentierung auf Grundlage des Grauwertes alleine erzielt das vorgestellte Segmentierungsverfahren messbar bessere Ergebnisse auf künstlich erzeugten und beleuchteten Oberflächen.

Hertzmann und Seitz präsentierten ein Verfahren zur Segmentierung einer Oberfläche bezüglich verschiedener Oberflächenmaterialien [HS03, HS05]. Sie zeigen Beispiele, in denen schwierige Oberflächen wie Samt von anderen Oberflächen unterschieden werden können. Ihr Verfahren beruht auf einer Erweiterung des klassischen Fotometrischen Stereos. Mit wenigen Beleuchtungsrichtungen (im Beispiel wurden acht Beleuchtungsrichtungen verwendet) erreichen sie eine Rekonstruktion des Oberflächenreli-

efs sowie eine Segmentierung bezüglich der Reflexionseigenschaften. Das Verfahren basiert dabei auf einem sehr leistungsfähigen Klassifikator, der Support Vector Machine. Um eine Unterscheidung der Oberflächenmaterialien zu erreichen, ist allerdings ein ausgiebiges Training dieser Klassifikatoren notwendig. Daraus folgt eine Begrenzung auf die Segmentierung bekannter Materialien.

Brein veröffentlichte ein Verfahren, um Einprägungen im Boden einer Patronenhülse zu segmentieren [Bre05]. Seine Methoden basieren auf der Analyse einzelner Bilder, die unter diffuser, ringförmiger und punktförmiger Beleuchtung aufgenommen wurden. Eine Patronenhülse des gleichen Typs wird in Abschnitt 7.2 dieser Arbeit als Beispiel verwendet, um die Segmentierungsergebnisse aus einem einzelnen Bild mit den Ergebnissen auf der Grundlage von Bildserien zu vergleichen.

2.3 Oberflächensegmentierung mit Hilfe von 3d- oder Tiefeninformation

Bereits mehrfach untersucht ist die Segmentierung von Oberflächen auf der Grundlage von Tiefenbildern, die an jedem Ort ein Maß für den Abstand zwischen Bildebene und Oberflächenpunkt enthalten oder 3d-Daten, mit welchen eine Oberfläche als ein Netz dreidimensionaler Punkte im Raum modelliert wird. Tiefeninformationen können z. B. durch Fotometrisches Stereo gewonnen werden. Das Ziel dieser Segmentierungsverfahren ist die Zerlegung der Oberfläche in bedeutungsvolle Regionen hinsichtlich deren dreidimensionaler Struktur. Hierfür werden Regionen identifiziert, die bezüglich eines geeigneten Maßes eine gewisse Kontinuität aufweisen, oder es werden Diskontinuitäten als Grenzen zwischen den Regionen gesucht. Eine wichtige Rolle spielen hierbei Diskontinuitäten in den Tiefeninformationen und Diskontinuitäten in der lokalen Richtung. Ein wichtiges Hilfsmittel ist die lokale Krümmung der Oberfläche. Insbesondere werden die Gauss'sche Krümmung und die mittlere Krümmung verwendet [BF93].

Li minimiert Energiefunktionale, um aus einem Tiefenbild eine Krümmungskarte, bestehend aus der Gauss'schen und der mittleren Krümmung, zu erstellen [Li90]. Anschließend wird wiederum mit einem Energiefunktional die Krümmungskarte bezüglich der Vorzeichen der Krümmungen segmentiert. Auf diese Weise können acht verschiedene Oberflä-

chenformen unterschieden werden [DC76].

Eine auf 3d-Daten verallgemeinerte Version des morphologischen Watershed-Verfahrens wird von Mangan und Whitaker zur Segmentierung von Oberflächen verwendet [MW99]. Auch in diesem Fall wird aus den 3d-Daten die Krümmung der Oberfläche als Funktion des Ortes berechnet. Diese Krümmungskarte dient als Grundlage für den aus der Bildsegmentierung bekannten Watershed-Algorithmus. Die Grenzen zwischen Regionen werden hierbei durch hohe Krümmungswerte gebildet. Üblicherweise tendieren Watershed-basierte Verfahren zur Übersegmentierung.

Liu ermittelt aus dem Tiefenbild den Ebenenanpassungsfehler (Planar Fit Error), ein Maß für die lokale Glattheit der Oberfläche [Liu93]. Die Segmentierung erfolgt durch Regionenwachstum und die anschließende Eliminierung von Bereichen, in denen Regionen überlappen.

3 Grundlagen

In diesem Kapitel werden allgemeine Grundlagen behandelt, die für das Verständnis der zentralen Inhalte dieser Dissertation von Bedeutung sind. Zunächst wird das Prinzip der Bildgewinnung mit Hilfe eines schematisch dargestellten Versuchsaufbaus vorgestellt. Der Begriff *Bildsegmentierung* wird auf der Grundlage der Standardliteratur zur Bildverarbeitung erläutert und der Zusammenhang zur Klassifikation und Detektion wird hergestellt. Darauf aufbauend wird der Terminus *Oberflächensegmentierung* für diese Arbeit definiert. Durch ein Signalmodell wird die zu Grunde liegende Idee in abstrakter Form dargestellt. Danach werden zwei Möglichkeiten zur Modellierung einer Oberfläche präsentiert und es wird ein wichtiges Reflexionsmodell vorgestellt. Abschließend wird eine Methode zur quantitativen Auswertung von Segmentierungsergebnissen erläutert.

3.1 Versuchsanordnung

Die vorliegende Arbeit basiert auf einem Versuchsaufbau, der in Abb. 3.1 dargestellt ist. Im Zentrum eines globalen Koordinatensystems liegt die zu segmentierende Oberfläche so, dass ihr mittlerer Normalenvektor parallel zur z -Achse verläuft. Die Oberfläche sei so ausgerichtet, dass die mittlere Höhe des Reliefs auf der x - y -Ebene liegt. Eine ideale, weit entfernte Punktlichtquelle beleuchtet die Oberfläche. Der Beleuchtungsvektor \mathbf{b} zeigt vom Ursprung zur Lichtquelle, deren Richtung im Folgenden durch den Parametervektor $\boldsymbol{\omega} = (\phi, \theta)^T$, mit dem Azimut ϕ und dem Elevationswinkel θ als Komponenten, beschrieben wird. Die Oberfläche wird von einer Kamera detektiert, deren optische Achse stets durch den Ursprung des Koordinatensystems verläuft. Der Vektor \mathbf{o} zeigt in Richtung der Kamera. Die Beobachtungsrichtung wird durch den Parametervektor $\boldsymbol{\psi} = (\varphi, \vartheta)^T$ beschrieben, dessen Komponenten, das Azimut φ und der Elevationswinkel ϑ , in Abb. 3.1 den Wert 0 aufweisen und deshalb nicht eingezeichnet sind.

In den meisten Versuchen ist die Kamera so positioniert, dass die optische Achse parallel zur z -Achse des Koordinatensystems verläuft. Entscheidend ist, dass die Position der Kamera während der Aufnahme ei-

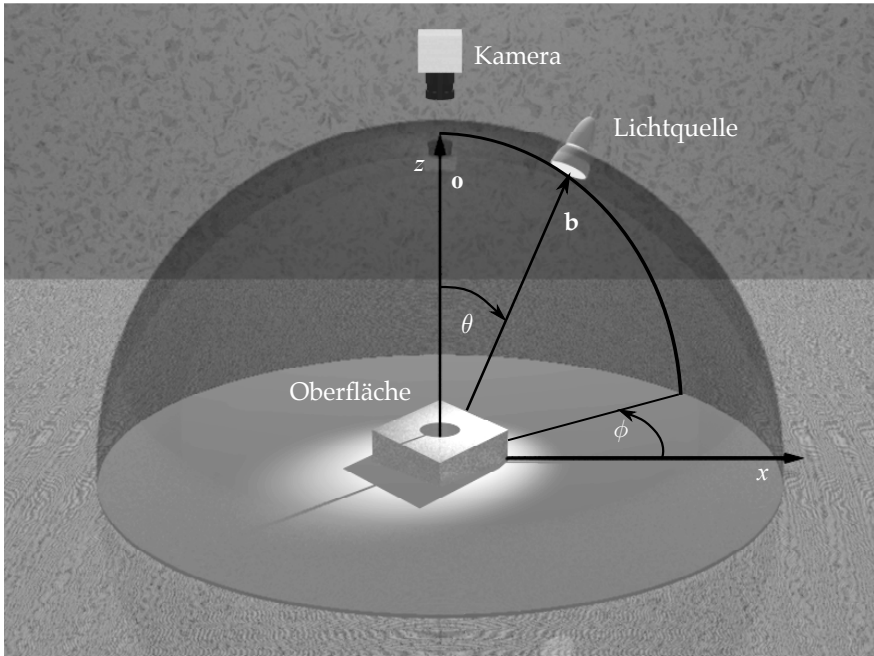


Abbildung 3.1: Schematische Darstellung der Versuchsanordnung. Der Ursprung eines kartesischen Koordinatensystems liegt auf der zu untersuchenden Oberfläche. Die Vektoren \mathbf{b} und \mathbf{o} zeigen jeweils in Beleuchtungs- bzw. Beobachtungsrichtung. Die Beleuchtungsrichtung kann alternativ durch ihr Azimut ϕ und ihren Elevationswinkel θ beschrieben werden.

ner Bildserie nicht verändert wird. Beziehen sich die oben eingeführten Winkel und Vektoren nicht auf das globale Koordinatensystem in Abb. 3.1 sondern auf ein Oberflächenelement, dessen Richtung durch seinen Normalenvektor \mathbf{n} beschrieben wird, so wird der Index n verwendet. Dementsprechend wird die relative Beleuchtungsrichtung durch den Vektor $(\phi_n, \theta_n)^T$ und die relative Beobachtungsrichtung durch den Vektor $(\varphi_n, \vartheta_n)^T$ ausgedrückt, wie in Abb. 3.2 dargestellt wird. Als Oberflächenelement wird hierbei ein kleiner Ausschnitt der Oberfläche, d. h. ein infinitesimales Element bezeichnet. Abbildung 3.3 zeigt in einer Skizze, wie die Richtung des Normalenvektors \mathbf{n} eines Oberflächenelements bezüglich des globalen Koordinatensystems durch das Azimut ζ und den

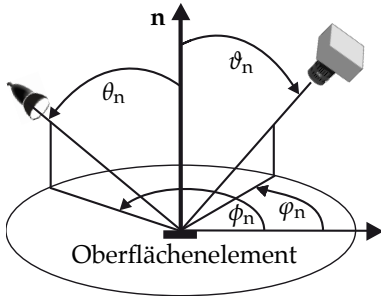


Abbildung 3.2: Die Beleuchtungsrichtung $(\phi_n, \theta_n)^T$ und die Beobachtungsrichtung $(\varphi_n, \vartheta_n)^T$ beziehen sich auf die Normale \mathbf{n} eines Oberflächenelements.

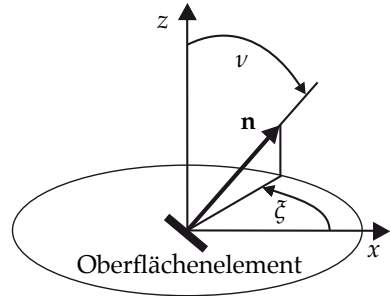


Abbildung 3.3: Das Azimut ξ und der Elevationswinkel ν beschreiben die Richtung des Normalenvektors \mathbf{n} eines Oberflächenelements bezüglich des globalen Koordinatensystems.

Elevationswinkel ν beschrieben wird. In Tabelle 3.1 sind alle verwendeten Winkel und Vektoren in einer Übersicht dargestellt.

Tabelle 3.1: Zusammenfassung verwendeter Bezeichnungen.

	normierter Richtungsvektor	Richtung global	Richtung bzgl. \mathbf{n}
Beleuchtung	\mathbf{b}	$\omega = (\phi, \theta)^T$	$\omega_n = (\phi_n, \theta_n)^T$
Kamera	\mathbf{o}	$\psi = (\varphi, \vartheta)^T$	$\psi_n = (\varphi_n, \vartheta_n)^T$
Oberflächenelement	\mathbf{n}	$v = (\xi, \nu)^T$	–

3.2 Detektion und Klassifikation in der Bildverarbeitung

Detektions- und Klassifikationsverfahren spielen in der Bildverarbeitung eine große Rolle. Die Abgrenzung zur Segmentierung ist nicht immer klar

zu erkennen. Zudem bauen alle Segmentierungsverfahren im Prinzip auf einer Klassifikation auf. Auch Detektionsverfahren werden von manchen Segmentierungsmethoden verwendet. Aus diesem Grund erfolgt eine kurze Beschreibung dieser beiden Begriffe, noch bevor auf die Bild- und die Oberflächensegmentierung eingegangen wird.

Klassifikation

Allgemein bezeichnet Klassifikation die Zuordnung eines Merkmalsvektors zu einer Kategorie [DHS00]. Merkmale sind Kenngrößen des zu segmentierenden Objektes, die im Merkmalsvektor zusammengefasst werden. Die Merkmalsextraktion – das ist der Prozess der Merkmalsgewinnung – hat somit einen entscheidenden Einfluss auf die Leistungsfähigkeit einer Klassifikation. Die Zuordnung wird von einem Klassifikator vorgenommen.

In der Bildverarbeitung kommen Klassifikationsverfahren vielfältig zum Einsatz. Im einfachsten Fall sind Pixel die zu klassifizierenden Objekte, wobei deren Grauwerte als Merkmale verwendet werden. Eine einfache Schwellenwertbildung ist bereits eine Klassifikation, bei der die Pixel entweder der Klasse „hell“ oder der Klasse „dunkel“ zugeordnet werden. In der Regel bezieht sich die Klassifikation auf komplexere Strukturen. So werden für die Texturklassifikation ein oder mehrere Merkmale aus einer Region des Bildes extrahiert, die eine Unterscheidung zwischen verschiedenen Texturen ermöglichen. Auf einer höheren Verarbeitungsebene werden beliebig geformte Gebiete in einem Bild klassifiziert.

Es gibt eine große Auswahl an Klassifikationsverfahren. Man unterscheidet zwischen überwachten und nicht überwachten Verfahren, statistischen und verteilungsfreien Verfahren, parametrischen und nicht parametrischen Verfahren.

Detektion

Der lateinischen Wortbedeutung entsprechend heißt detektieren „etwas aufspüren“. In der Bildverarbeitung versteht man unter Detektion das Aufspüren eines bekannten Musters im Bild. Dieser Vorgang impliziert eine Klassifikation, denn die Entscheidung darüber, ob ein getestetes Muster zur Klasse des gesuchten Musters gehört oder nicht stellt ein Zweiklassenproblem dar. Ein typischer Vertreter aus der Bildverarbeitung ist

die Kantendetektion. Hierbei wird mit unterschiedlichen Methoden nach Grauwertsprüngen im Bild gesucht. Dazu wird zum Beispiel der Betrag des Grauwertgradienten für jeden Ort im Bild berechnet. Das daraus resultierende Gradientenbild ist ein Merkmalsbild, in dem durch eine einfache Schwellenwertbildung hohe Gradientenbeträge als Kanten identifiziert werden. Ein anderes, häufig eingesetztes Detektionsverfahren ist das Matched-Filter. Es ist geeignet, bekannte Muster in einem Bild aufzuspüren. Auch hierbei findet wieder implizit die Klassifikation eines Merkmalsbildes statt.

Eine Funktion $m(x)$ des Ortes x bezüglich eines Bildes wird im folgenden als *Merkmalsbild* bezeichnet, wenn der Funktionswert an jedem Ort ein Merkmal repräsentiert. Aus mehreren Merkmalsbildern lässt sich ein Merkmalsvektor für jeden Ort des Bildes extrahieren. Werden die skalaren Funktionswerte eines Merkmalsbildes als Grauwerte codiert, so kann ein Merkmalsbild wie jedes andere Grauwertbild dargestellt werden.

Im Bereich der Sichtprüfung besteht die Aufgabe oft darin, Fehler auf Oberflächen zu detektieren [BP97, PAPP06, PR03]. Hierbei wird nicht nur die Position des Fehlers ermittelt, sondern es kann gleichzeitig eine Klassifizierung des Fehlertyps erfolgen.

3.3 Segmentierung von Bildern

Das Konzept zur Segmentierung von Oberflächen, das in dieser Arbeit vorgestellt wird, stellt eine Erweiterung von Verfahren der Bildsegmentierung dar. Ziel ist es, eine Adaption bekannter Methoden der Bildsegmentierung auf die besonderen Versuchsbedingungen vorzunehmen. Deshalb werden an dieser Stelle zunächst die wichtigsten und relevanten Methoden der Bildsegmentierung aufgeführt.

Unter Bildsegmentierung wird im Folgenden die *Aufteilung des Bildes in bedeutungsvolle Bereiche* verstanden. Idealerweise kann das Bild in Regionen zerlegt werden, die mit den im Bild dargestellten Objekten übereinstimmen. Das Wort „bedeutungsvoll“ lässt bereits die Problematik dieser sehr abstrakten Begriffsdefinition erkennen. Die Methoden der Bildsegmentierung sind weitgehend nicht in der Lage, die Bedeutung eines Bildbereiches zu bestimmen. Sie leisten lediglich die Trennung bestimmter unterscheidbarer Bereiche im Bild bezüglich festgelegter Merkmale. Welche Kriterien dabei zur Anwendung kommen, d. h. welche Merkmale

bedeutungsvoll sind, wird vom Anwender festgelegt [CS05]. Eine sehr allgemeine Betrachtung stellen Forsyth und Ponce [FP03] an. Sie bezeichnen Segmente als Informationen, die zueinander in Beziehung stehen. Somit kann beispielsweise die Interpolation einer Linie im Bild als Segmentierungsaufgabe verstanden werden. Ein weiteres typisches Segmentierungsproblem ist die Trennung von Information und Störsignalen. Chan und Shen geben eine umfassende mathematische Darstellung, die einerseits die Modellierung vom Objekt über die Bilderfassung hin zur Darstellung im Bild beinhaltet, andererseits das inverse Problem der Identifizierung von Objekten aus der Funktion diskreter Grauwerte beschreibt [CS05].

Ein wichtiger Aspekt der Bildsegmentierung ist die Aufteilung eines Bildes in Regionen, die einem Homogenitätsprädikat H genügen. Eine Region ist eine Menge von miteinander verbundenen Pixeln eines Bildes. Eine Bildsegmentierung lässt sich somit durch zwei grundsätzlich unterschiedliche Ansätze erreichen: entweder durch die Identifikation von Kontinuitäten im Bild oder durch die Identifikation von Diskontinuitäten, welche die Grenze zwischen zwei kontinuierlichen Regionen bilden. Das Segmentierungsproblem kann, hinreichend für viele praktische Probleme, in folgender Weise definiert werden [GW01]:

Eine Bildsegmentierung leistet die Zerlegung einer Menge \mathcal{B} von Bildpunkten in J nicht leere, zusammenhängende Teilmengen $\mathcal{R}_1, \dots, \mathcal{R}_J$, die als Regionen bezeichnet werden. Mit einem logischen Homogenitätsprädikat H gilt:

1. Vollständigkeit: $\bigcup_{j=1}^J \mathcal{R}_j = \mathcal{B}$
2. Disjunktheit: $\mathcal{R}_i \cap \mathcal{R}_j = \emptyset$ für $i \neq j$
3. Homogenität von Regionen: $H(\mathcal{R}_j) = \text{WAHR} \forall j$
4. Maximalität von Regionen: $H(\mathcal{R}_i \cup \mathcal{R}_j) = \text{FALSCH}$ für benachbarte Regionen \mathcal{R}_i und \mathcal{R}_j

Es gibt eine Reihe von grundlegenden Segmentierungsmethoden, die in der Standardliteratur ausführlich beschrieben werden [Jai89, FP03, GW01, HS92, Hor86, Jäh02, Pra78]:

1. kantenorientierte Methoden
2. globale Methoden

3. regionenorientierte Methoden

Darüber hinaus gibt es zahlreiche weitere, auf abstrakteren Informationsebenen operierende Segmentierungsansätze, die teilweise auf die in der Liste aufgeführten grundlegenden Methoden zurückgeführt werden können.

3.3.1 Kantenorientierte Segmentierung

Regionen eines Bildes grenzen bei einer vollständigen Segmentierung aneinander. Durch die Detektion dieser Grenzen können diese Regionen identifiziert werden. Grauwertänderungen repräsentieren einen hohen lokalen Informationsgehalt, weshalb Methoden der Kantendetektion von großer Bedeutung für die Bildverarbeitung sind und in vergleichsweise großer Variation zur Verfügung stehen. Viele dieser Methoden beruhen auf dem Grauwertgradienten. Zudem gibt es auch Kantendetektoren, die morphologische Operatoren verwenden. Um eine Region zu identifizieren, ist es notwendig, eine lückenlose Begrenzung einer Region zu bestimmen. Im Allgemeinen ist eine solche Grenze zwischen zwei Regionen nicht an jedem Ort gleich gut ausgeprägt, weshalb aus dem Ergebnis eines pixelbasierten Kantenoperators häufig keine geschlossene Kontur gewonnen werden kann, sondern nur eine nicht zusammenhängende Menge von Pixeln, die als Kanten identifiziert worden sind. Eine Nachbearbeitung zur Bestimmung geschlossener Konturen ist deshalb in vielen Fällen für die kantenorientierte Segmentierung unumgänglich. Wichtige Operatoren für die Kantendetektion, die auf dem Grauwertgradienten erster Ordnung basieren, sind der Sobel-, der Roberts-, der Prewitt-, der DoG-Operator [Jäh02] und das Canny-Filter [Can86]. Der LoG-Operator verwendet den Grauwertgradienten zweiter Ordnung. Ein Beispiel für ein Konturverfolgungsverfahren ist der Live-Wire-Algorithmus [MMBU92].

Ein weiteres bekanntes Segmentierungsverfahren, das der kantenorientierten Segmentierung zugeordnet werden kann, basiert auf der *Watershed Transformation* [GW01]. Hierbei werden die Gradientenbeträge als Höheninformation interpretiert, wodurch ein Bild als Relief dargestellt werden kann. Bei der imaginären Füllung dieses Reliefs mit Wasser werden zuerst die lokalen Minima geflutet. Die Wasserscheiden (engl. water sheds) zwischen benachbarten Vertiefungen werden als Segmentgrenzen interpretiert.

3.3.2 Globale Segmentierung

Eine sehr einfache Methode der Bildsegmentierung beruht auf einer Analyse des Grauwerthistogramms eines Bildes. Weist dieses Histogramm

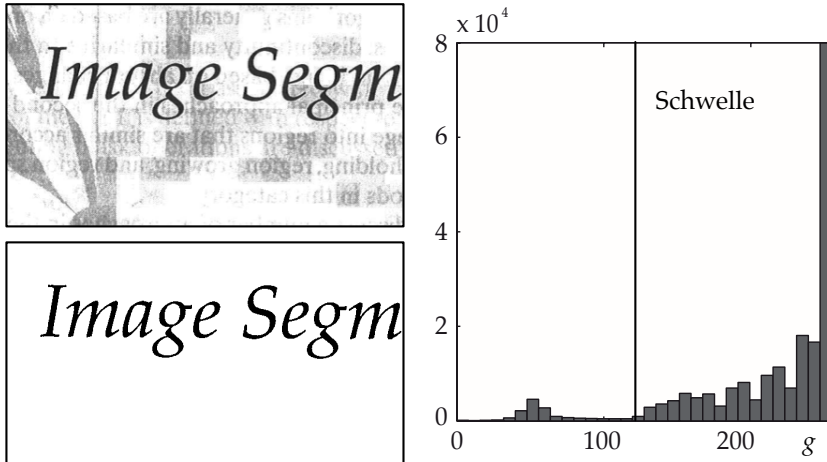


Abbildung 3.4: Einfaches Beispiel für eine globale Segmentierung eines Textes mittels Schwellenwertbildung auf Grundlage eines bimodalen Histogramms.

zwei unterscheidbare Moden auf, so kann eine Segmentierung mit Hilfe eines Schwellenwertes erfolgen. Zusammenhängende Pixel bilden hierbei eine homogene Region. Jedes Pixel eines Bildes wird – entsprechend der Festlegung des Anwenders – dem Vordergrund oder dem Hintergrund zugeordnet. Es erfolgt dadurch eine implizite Identifizierung der einzelnen Regionen. Der Prozess kann als Klassifikation verstanden werden, wobei als Merkmal der Grauwert, ein Skalar, verwendet wird. Adaptive Verfahren suchen den Schwellenwert nicht bezüglich des gesamten Bildes, sondern betrachten einen kleineren Ausschnitt. Erfolgt die Schwellenwertbildung jedoch bezüglich der entstehenden Regionen, so spricht man von einem regionenorientierten Verfahren, welches im nächsten Abschnitt erläutert wird. Es gibt eine Reihe von Algorithmen zur Bestimmung eines Schwellenwertes. Ein häufig verwendeter Vertreter ist der K-Means-Algorithmus, der eine Clusteranalyse im Merkmalsraum durchführt und unter bestimmten Bedingungen einen optimalen Schwellenwert

liefert. Abbildung 3.4 zeigt einen solchen einfachen Fall der Bildsegmentierung. Die Zuordnung erfolgt für jedes Pixel individuell. In der Literatur taucht aus diesem Grund der Begriff „pixelorientierte Segmentierung“ auf [Jäh02], der gelegentlich als nachbarschaftsunabhängige Segmentierung missverstanden wird. Eine Unabhängigkeit von Nachbarpixeln kann zutreffen, sie muss es aber nicht. Denn in der Praxis werden viele Bilder einer Vorverarbeitung durch nachbarschaftsbasierte Operatoren (z. B. Tiefpassfilter) unterzogen. Dadurch wird der Grauwert jedes Pixels implizit von den Grauwerten der angrenzenden Pixel beeinflusst. Der Begriff „pixelorientierte Segmentierung“ bezieht sich aber auf die Segmentierungsmethode, die benachbarte Pixel unberücksichtigt lässt, nicht auf die Information.

Die Verallgemeinerung einer Schwellenwertbildung ist eine Klassifikation mit allen denkbaren Verfahren. Der Merkmalsvektor kann für jedes Pixel beliebig erweitert werden. Zum Beispiel stehen in einem Farbbild bereits drei Farbkomponenten zur Verfügung (z. B. Rot, Grün, Blau). Weitere Möglichkeiten zur Merkmalsgewinnung werden später im Zusammenhang mit texturbasierter Segmentierung vorgestellt. Zudem besteht keine prinzipielle Notwendigkeit zur Beschränkung auf zwei Klassen. Allerdings hat sich gezeigt, dass die automatische, pixelorientierte Segmentierung auf der Grundlage einer Clusteranalyse vor allem bei Bildern erfolgreich arbeitet, deren Grauwertistogramme zwei dominante Moden aufweisen [GW01].

3.3.3 Regionenorientierte Segmentierung

Bei der regionenorientierten Segmentierung werden die Regionen in ihrer Gesamtheit betrachtet. Invers zur kantenorientierten Segmentierung wird nach kontinuierlichen Regionen statt nach Diskontinuitäten zwischen den Regionen gesucht. Die Entscheidung über die Zugehörigkeit eines Punktes zu einem Segment erfolgt im Bezug zu Punkten der jeweiligen Region. Typischerweise wird zwischen zwei Ansätzen unterschieden: einem Bottom-Up-Ansatz, der von initialen Pixeln ausgehend Regionen aufbaut, und einen Top-Down-Ansatz, bei dem das gesamte Bild eine Region darstellt, die bis zu einem Abbruchkriterium in kleinere Regionen unterteilt wird. Ein wichtiger Vertreter der ersten Kategorie ist das *Region-Growing*-Verfahren. Hierbei wird mit einem „Saatkorn“ begonnen, einem Pixel, an welches benachbarte Pixel oder komplette benachbarte Regionen (Region-

Merging-Verfahren) angehängt werden, wenn sie ein vorgegebenes Homogenitätsprädikat erfüllen. Dieses Homogenitätsprädikat kann sich auf das initiale Pixel beziehen, auf die Nachbarschaft oder auf die Statistik der gesamten Region. Das Verfahren ist zudem abhängig von der Wahl der Ausgangspixel. Alternativ können mehrere Ausgangspixel verwendet werden. Das Verfahren arbeitet iterativ, bis eine vollständige Segmentierung erreicht worden ist [GW01].

Ein Vertreter des Top-Down-Ansatzes ist *Region-Splitting*. Hierbei erfolgt, ausgehend vom gesamten Bild, eine sukzessive Unterteilung in disjunkte Regionen genau dann, wenn die Pixel einer Region ein Homogenitätsprädikat nicht erfüllen. Der Nachteil dieser Methode besteht darin, dass manche benachbarte Regionen des Resultats zu einer neuen homogenen Region zusammengefasst werden könnten. Aus diesem Grund werden Region-Splitting und Region-Merging zum „Split-and-Merge-Verfahren“ kombiniert. Zunächst erfolgt eine Aufteilung des Bildes in viele Teilregionen. Diese dienen als Ausgangsbasis für das nachfolgende Region-Merging-Verfahren.

Ein weiterer Vertreter der regionenorientierten Verfahren ist Pyramid-Linking nach Burt [Bur84]. Das zu segmentierende Bild wird hierfür in die Stufen einer Gaußpyramide zerlegt. Das Verfahren umfasst sowohl eine iterative Merkmalsberechnung als auch eine regionenorientierte Segmentierung auf Basis dieser Merkmale [Jäh02].

3.3.4 Komplexe Segmentierungsverfahren

Viele Objekte in realen Bildern erscheinen nicht als Regionen mit kontinuierlichen Grauwerten. Einfache regionenorientierte und globale Segmentierungsverfahren benötigen deshalb eine Vorverarbeitung mit dem Ziel, eine ortsabhängige Merkmalsfunktion (Merkmalsbild) zu erzeugen, die benachbarte Orte, die zu einer bedeutungsvollen Region gehören, durch einen kontinuierlichen Merkmalswert beschreibt. Abbildung 3.5(a) zeigt ein einfaches Beispiel für eine *texturorientierte Segmentierung*. Die kreisrunde Textur ist für einen menschlichen Betrachter leicht vom Hintergrund, der einen kontinuierlichen Grauwertgradienten aufweist, unterscheidbar. Im Histogramm des Bildes (Abb. 3.5(c)) sind zwei dominante Maxima bei $g = 0$ und $g = 255$ zu erkennen. Eine Schwellenwertbildung durch den K-Means-Algorithmus segmentiert allerdings nicht das kreisrunde Objekt vom Hintergrund, wie Abb. 3.5(e) zeigt.

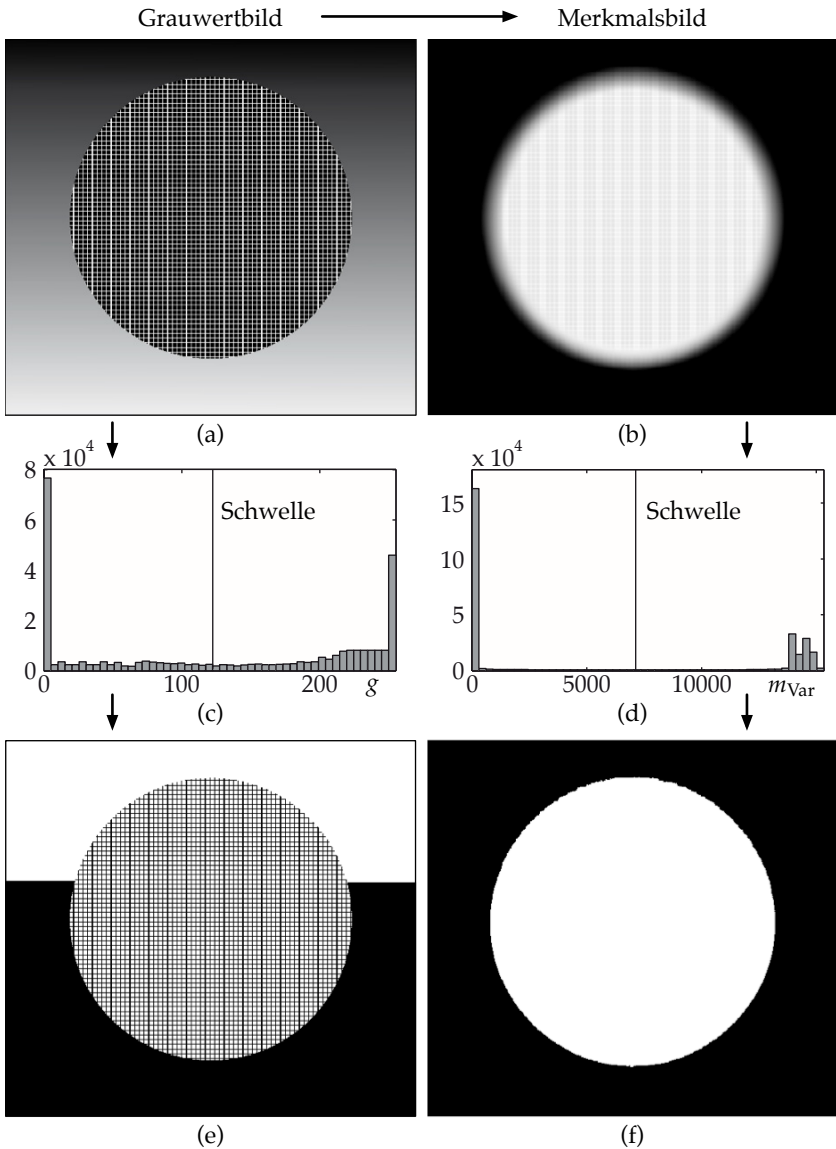


Abbildung 3.5: Texturbasierte Segmentierung: ein Grauwertbild (a) wird in ein Merkmalsbild (b) überführt, das durch einen K-Means-Klassifikator segmentiert werden kann (d, f). Wird das K-Means-Verfahren direkt auf das Grauwertbild (a) angewendet, so kann die Textur nicht vom Hintergrund getrennt werden (c, e).

Die lokale Varianz ist ein texturbeschreibendes Merkmal, das aus der Nachbarschaft W_x des Ortes x berechnet werden kann:

$$m_{\text{Var}}(\mathbf{x}) = \sum_{W(\mathbf{x})} (g(\mathbf{x}) - \mu_W(\mathbf{x}))^2. \quad (3.1)$$

Hierbei ist $\mu_W(\mathbf{x})$ der lokale Mittelwert am Ort x . Durch eine Codierung in Grauwerten kann das Merkmalsbild in Abb. 3.5(b) dargestellt werden. Abbildung 3.5(d) zeigt das bimodale Histogramm dieses Merkmalsbildes. Eine globale Segmentierung mittels eines K-Means-Klassifikators liefert zwei Regionen, die dem kreisförmigen, texturierten Objekt und dem Hintergrund entsprechen. Die vorgeschaltete Merkmalsextraktion stellt ein

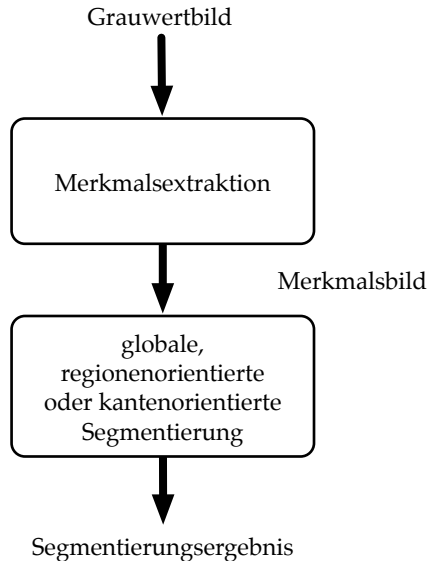


Abbildung 3.6: Signalflussplan zur Lösung komplexer Segmentierungsprobleme.

allgemeines Verfahren dar, das im Signalflussplan in Abb. 3.6 dargestellt wird.

Bei der modellbasierten Segmentierung werden Parameter eines für die jeweilige Anwendung geeigneten Modells als Merkmale verwendet. Ein häufig eingesetztes Verfahren ist die Hough-Transformation [Hou62, FP03, GW01]. Mit diesem globalen Verfahren können beliebige parametrisierba-

re geometrische Figuren, wie etwa Kreise oder Linien, in einem Grauwertbild segmentiert werden [Jäh02]. Das Ergebnis ist ein Verbund von nicht zusammenhängenden Regionen, die dem gesuchten Objekt zugeordnet werden. Die Hough-Transformation kann auch als Methode zur Detektion der jeweils modellierten geometrischen Objekte verstanden werden. Auch weitere Segmentierungsmethoden, auf die an dieser Stelle nicht näher eingegangen wird, beruhen auf Detektionsverfahren [Jai89].

3.3.5 Zusammenhang zwischen Segmentierung, Klassifikation und Detektion

Die Segmentierung kann als eine Anwendung der Klassifikation angesehen werden. Indem ein Bild in bedeutungsvolle Bereiche unterteilt wird, erfolgt implizit eine Zuordnung jedes Pixels zu einem Segment. Dieser Vorgang ist im Falle der globalen Segmentierung offensichtlich. Bei regionenorientierten Verfahren erfolgt die Klassifizierung teilweise iterativ, wobei in jedem Schritt Pixel einer Region hinzugefügt werden oder Regionen mit benachbarten Regionen verschmolzen werden. Bei der kantenbasierten Segmentierung werden die Pixel innerhalb der Umrandung einem Segment zugewiesen. Auch die textur- und die modellbasierten Segmentierungsverfahren verwenden eine Klassifikation.

Manche Segmentierungsmethoden beruhen auf Detektion. So erfolgt für die kantenbasierte Segmentierung eine Detektion der Grauwertkanten. Ebenso können modellbasierte Segmentierungsverfahren als Detektion interpretiert werden.

Die Segmentierung stellt umgekehrt einen wichtigen Verarbeitungsschritt aufwendiger Algorithmen der Bildanalyse oder des Bildverstehens dar. Hierbei können Segmentierungsergebnisse als Merkmale für eine Klassifikation verwendet werden. Es ist auch denkbar, Detektionsalgorithmen durch eine vorangehende Segmentierung des Bildes zu beschleunigen, indem beispielsweise nur noch in Segmenten des Vordergrunds nach zu detektierenden Mustern gesucht wird.

3.4 Oberflächensegmentierung

Die Segmentierung einer Oberfläche wird analog zur Bildsegmentierung als die *Unterteilung einer Oberfläche in bedeutungsvolle Bereiche* definiert. Hierbei ist zu beachten, dass nicht die Oberfläche selbst, sondern das vom

Sensor aufgenommene Abbild der Oberfläche segmentiert wird. Durch das in dieser Arbeit verwendete Abbildungsmodell ist eine bijektive Zuordnung eines Pixels zu einem Ort der Oberfläche möglich, weshalb vereinfachend der Begriff Oberflächensegmentierung verwendet wird. Letztendlich handelt es sich bei der Oberflächensegmentierung um die Segmentierung einer zweidimensionalen Abbildung der Oberfläche. Dies ist ein Prozess, der prinzipiell auch ohne die Entwicklung neuer Segmentierungsmethoden mit einem einzelnen Bild der Oberfläche realisierbar wäre. Allerdings spiegeln sich primäre Oberflächenmerkmale, wie die lokale Richtung oder Reflexionseigenschaften, nicht eindeutig in den Grauwerten eines einzelnen Bildes wider. Eine Möglichkeit, um an mehr Informationen zu gelangen, ist die Verwendung einer variablen Beleuchtung und die Aufnahme einer Bildserie. Daraus lassen sich die primären Oberflächenmerkmale gewinnen und für die Segmentierung einsetzen. Des Weiteren können strukturbezogene oder statistische Merkmale berechnet werden.

Ein gemeinsames Segmentierungsmodell, das sich an der Bildsegmentierung orientiert, dient dazu, die präsentierten Methoden der Oberflächensegmentierung zu abstrahieren. Abbildung 3.7 visualisiert die entscheidenden Verarbeitungsschritte in einem Signalflussplan. Darin enthalten ist die Aufnahme der Beleuchtungsserie, gefolgt von einer optionalen Vorverarbeitung, worunter Bildverbesserungsmaßnahmen wie die Rauschunterdrückung verstanden werden. Anschließend wird die eigentliche Segmentierung durchgeführt. Im rechten Signalflussplan ist die Oberflächensegmentierung in eine Merkmalsextraktion und einen Segmentierungsschritt, der auf grundlegenden Bildsegmentierungsverfahren basiert, aufgeschlüsselt.

Ein Schwerpunkt des hier propagierten Segmentierungsmodells für Oberflächen ist die Extraktion von wenigen Kenngrößen aus der Bildserie. Diese Kenngrößen sollen charakteristische Eigenschaften und Merkmale der Oberfläche als Funktion des Ortes möglichst kompakt beschreiben. Dieser Schritt entspricht der Merkmalsextraktion im Signalflussplan; die Kenngrößen sind Merkmale für die nachfolgende Segmentierung. Das Ziel ist es, die bewährten, gegebenenfalls modifizierten Methoden zur Bildsegmentierung kontinuierlicher Regionen für die Segmentierung der Merkmalsbilder einsetzen zu können.

Die Aufgabe beschränkt sich allerdings nicht auf die Identifizierung geeigneter Merkmale. Ebenso ist die Bildgewinnung von entscheidender Bedeutung für die Leistungsfähigkeit der Merkmalsextraktion. Eine gutes Er-

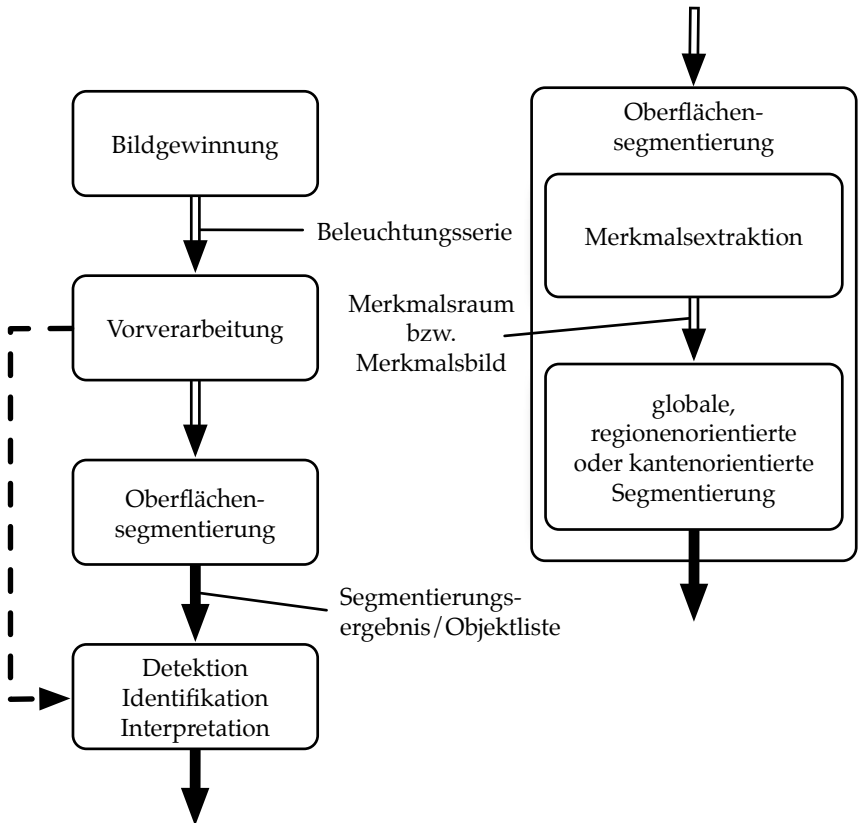


Abbildung 3.7: Einbettung der Oberflächensegmentierung (rechts) in den Signalflussplan eines typischen Lösungsansatzes für eine Aufgabe aus der automatischen Sichtprüfung (links). Die Oberflächensegmentierung umfasst, wie im rechten Diagramm aufgeschlüsselt ist, eine Merkmalsextraktion mit anschließender Segmentierung durch grundlegende Algorithmen der Bildsegmentierung zur Identifizierung homogener Regionen in einem Bild bzw. im vorliegenden Fall in einem Merkmalsbild.

gebnis kann nur dann erzielt werden, wenn die beiden Prozessschritte koordiniert werden. Für den Einsatz in der industriellen Praxis zur automatischen Sichtprüfung ist es zudem wünschenswert, den Aufwand bei der Bildgewinnung möglichst gering zu halten, um eine hohe Prüfgeschwindigkeit zu erzielen. Dies erfordert eine optimierte Beleuchtungsstrategie, die individuell an die verwendete Methode zur Merkmalsextraktion angepasst werden muss. Auch die verwendeten Segmentierungsmethoden aus der Bildverarbeitung müssen an die vorliegenden Merkmale angepasst werden. Im einfachsten Fall kann eine Schwellenwertbildung auf der Grundlage des Histogramms eines Merkmalsbildes erfolgen. Falls an jedem Ort ein Merkmalsvektor zur Verfügung steht, der die lokale Richtung repräsentiert, wird eine Anpassung der Klassifikation innerhalb des Segmentierungsschrittes notwendig. Dies wird weiter unten im dafür vorgesehenen Kapitel beschrieben.

Für die Segmentierung eines einzelnen Bildes steht im Falle eines Grauwertbildes in jedem Pixel ein skalarer Wert zur Verfügung. Komplexere Merkmale können nur durch einen nachbarschaftsabhängigen Operator gewonnen werden, wie er z. B. bei der Kantendetektion oder der texturorientierten Segmentierung verwendet wird. Die örtliche Auflösung der Segmentierung nimmt dadurch prinzipiell ab. Im Gegensatz dazu können bei der Oberflächensegmentierung auf der Grundlage von Beleuchtungsserien verschiedene Merkmale mit ganz unterschiedlichem Bezug zu lokalen Eigenschaften der Oberfläche individuell für jeden Ort, ohne Beeinflussung durch die Nachbarschaft, gewonnen werden. Damit werden komplexe Segmentierungsprobleme mit der maximal möglichen örtlichen Auflösung realisiert. Darüber hinaus werden weiterhin Merkmale gebildet, welche das Ergebnis der Analyse der Signale benachbarter Orte darstellen. Damit kann unter anderem die Struktur beschrieben werden, unter der im Folgenden das dreidimensionale Pendant zur Textur in einem Bild gemeint ist. Unter bestimmten Umständen können besondere Strukturen, wie Riefen, auch punktgenau ohne Nachbarschaftsrelationen erfasst werden.

3.5 Radiometrische Definitionen

In den nachfolgenden Abschnitten werden radiometrische Größen verwendet. Diese beschreiben die Übertragung von Energie durch elektro-

magnetische Strahlung, wobei im vorliegenden Fall ausschließlich sichtbares Licht verwendet wird. In diesem Abschnitt sind die Definitionen der wichtigsten radiometrischen Größen nach DIN 5031-1 angegeben [DIN76]. Eine weiterführende Beschreibung bieten [GKV89][ERM97], sowie [FP03, Jäh02, Eug98].

Viele radiometrische Größen beziehen sich auf einen Raumwinkel, der analog zu einem Winkel in der Ebene definiert ist. Man stelle sich eine Punktlichtquelle vor, die Licht in alle Richtungen ausstrahlt und die sich im Mittelpunkt einer Kugel mit dem Radius r befindet. Alle Lichtstrahlen, die auf eine Teilfläche A der Kugel treffen, verlaufen im Raumwinkel

$$\Omega = \frac{A}{r^2} \cdot \Omega_0. \quad (3.2)$$

Hierbei ist $\Omega_0 = 1$ sr definiert. Der maximal mögliche Raumwinkel beträgt demnach 4π sr. Entsprechend DIN 5032 [DIN78] ist es als gute Näherung anzusehen, die Fläche A nicht mehr als Abschnitt einer Kugeloberfläche, sondern als eben zu betrachten, wenn die Distanz zwischen dem Sender der Strahlung und dem Empfänger mindestens zehn mal so groß wie die größte auftretende Querdimension ist. Dieser Abstand wird auch als *photometrische Grenzentfernung* bezeichnet.

Eine zweite wichtige geometrische Beziehung ist die scheinbare Verkleinerung einer Fläche A zu der Fläche A_{eff} bei einer Betrachtung derselben unter einem Winkel β zur Oberflächennormalen. Abbildung 3.8(a) zeigt zwei Flächen A_s und A_e . Von A_s aus gesehen erscheint die Fläche A_e , abhängig vom Winkel β_e , effektiv kleiner als sie de facto ist: $A_{\text{eff},e} = A_e \cdot \cos \beta_e$. Entsprechend gilt für die effektiv sichtbare Fläche $A_{\text{eff},s} = A_s \cdot \cos \beta_s$, wenn sie unter dem Winkel β_s betrachtet wird. Die transportierte Energie zwischen einem Sender und einem Empfänger hängt jeweils von deren effektiven Flächen ab, weshalb diese geometrische Beziehung wichtig für die Definition radiometrischer Größen ist.

Die Radiometrie ist die Wissenschaft des Messens von Größen, die im Zusammenhang mit der Strahlungsenergie Q_s auftreten. So wird die Strahlungsenergie pro Zeiteinheit, die von einem Detektor erfasst werden kann, als *Strahlungsfluss* oder *Strahlungsleistung* bezeichnet:

$$\Phi = \frac{Q_s}{dt}. \quad (3.3)$$

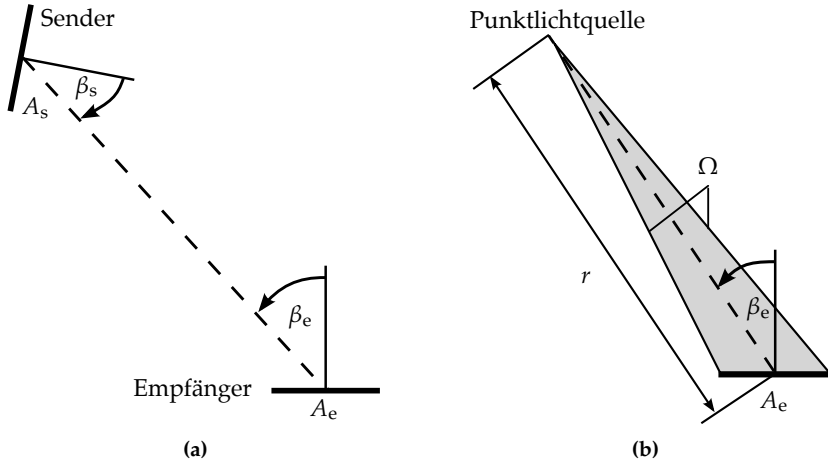


Abbildung 3.8: Die von einer Punktlichtquelle emittierte Strahlstärke bezieht sich auf einen Raumwinkel Ω , der sich z. B. bei der Bestrahlung der Fläche A_e ergibt zu $\Omega = \Omega_0 \cdot (A_e \cdot \cos \beta_e) / r^2$, vgl. (b). Die Gesamtmenge der transportierten Strahlung zwischen Sender und Empfänger hängt jeweils von den effektiv sichtbaren Flächen und damit von den Winkeln β_s und β_e (a) ab.

Die SI-Einheit für Strahlungsleistung ist $1 \text{ W} = 1 \text{ J/s}$.

Die Strahlungsleistung, die von einer Punktlichtquelle in einen bestimmten Raumwinkel emittiert wird, heißt Strahlstärke I mit der SI-Einheit W/sr :

$$I = \frac{\Phi}{d\Omega}. \quad (3.4)$$

Abbildung 3.8(b) zeigt eine Punktlichtquelle, die eine Fläche bestrahlt. Der für die Berechnung der auftretenden Strahlstärke relevante Raumwinkel wird durch den Abstand r und die effektiv sichtbare Fläche bestimmt: $\Omega = \Omega_0 \cdot (A_e \cdot \cos \beta_e) / r^2$.

Die Strahlungsleistung, die in einen bestimmten Raumwinkel emittiert wird, ist proportional zur effektiven Fläche des Senders $A_{s,\text{eff}}$. Damit ist die von einem Sender zu einem Empfänger transportierte Strahlungsenergie sowohl von der effektiven Fläche des Senders als auch von der effektiven Fläche des Empfängers abhängig. Mit Hilfe der *Strahldichte* L kann dieser

Zusammenhang so ausgedrückt werden:

$$L = \frac{I}{A_s \cos \beta_s}. \quad (3.5)$$

Die Strahldichte besitzt die SI-Einheit $\text{W}/\text{m}^2 \text{ sr}$. Sie bleibt bei Ausbreitung entlang einer Geraden stets konstant.

Die auf ein Oberflächenelement oder einen Detektor einfallende Strahlung kann durch die Größe *Bestrahlungsstärke* mit der SI-Einheit W/m^2 ausgedrückt werden. Die Bestrahlungsstärke beschreibt die Relation zwischen der eintreffenden Strahlungsleistung und der effektiven Empfängerfläche:

$$E = \frac{\Phi}{A_e}. \quad (3.6)$$

Das Verhältnis zwischen der von einem Sender abgegebenen Strahlungsleistung und seiner Fläche A_s wird als *spezifische Ausstrahlung* M , gemessen in W/m^2 , bezeichnet:

$$M = \frac{\Phi}{A_s} = L \cos \beta_s \Omega. \quad (3.7)$$

Die radiometrischen Größen sind nicht zu verwechseln mit den fotometrischen Größen. Letztere berücksichtigen den Zusammenhang zwischen physiologischer Wahrnehmung und physikalischen Größen, wie in [Hau94] umfassend erläutert wird.

3.6 Bidirektionale Reflektanzverteilungsfunktion

Die *Bidirektionale Reflektanzverteilungsfunktion*, die im Englischen als *Bidirektional Reflectance Distribution Function* (BRDF) bezeichnet wird, dient zur Beschreibung der Reflexionseigenschaften eines bestimmten Materials einer Oberfläche [NRH⁺92, Bau07]. Die BRDF beschreibt die Relation zwischen einfallendem Licht und reflektiertem Licht als Funktion von Einfallswinkel und Ausfallswinkel und dient damit als Grundlage für die nachfolgenden Reflexionsmodelle.

Ein Oberflächenelement wird von einer Lichtquelle mit einer Bestrahlungsstärke $E(\mathbf{x}; \phi_n, \theta_n)$ unter dem infinitesimalen Raumwinkel $d\Omega$ be-

strahlt. Diese Größe ist eine Funktion des Ortes \mathbf{x} auf der Oberfläche sowie der Beleuchtungsrichtung $(\phi_n, \theta_n)^T$ bezüglich des Oberflächenelements mit der Normalen $\mathbf{n}(\mathbf{x})$. Die in Richtung $(\phi_r, \theta_r)^T$ reflektierte Strahlung wird durch ihre Strahldichte $L(\mathbf{x}; \phi_r, \theta_r)$ beschrieben. Damit lautet die BRDF:

$$\rho(\mathbf{x}; \phi_r, \theta_r; \phi_n, \theta_n) = \frac{L(\mathbf{x}; \phi_r, \theta_r)}{E(\mathbf{x}; \phi_n, \theta_n)} = \frac{L(\mathbf{x}; \phi_r, \theta_r)}{L(\mathbf{x}; \phi_n, \theta_n) \cdot \cos \theta_n \cdot d\Omega}. \quad (3.8)$$

Die BRDF kann einen Wert im Intervall $[0; \infty]$ annehmen, ihre Einheit ist sr^{-1} . Im zweiten Term von Gl. (3.8) wird die Relation der ausgesendeten Strahldichte zur einfallenden Strahldichte $L(\mathbf{x}; \phi_n, \theta_n)$ ausgedrückt. Dafür muss die Verkleinerung des sichtbaren Flächenelements, abhängig vom Einfallswinkel θ_n , durch den Faktor $\cos \theta_n$ berücksichtigt werden, ein Effekt, der in Abschnitt 3.5 erklärt wird.

Eine BRDF muss zwei Bedingungen genügen, um ein physikalisch korrektes Reflexionsmodell zu beschreiben. Zum einen muss das Helmholtz'sche Reziprozitätsprinzip erfüllt sein, das eine Symmetrie bezüglich des Einfalls- und des Ausfallswinkels fordert:

$$\rho(\mathbf{x}; \phi_r, \theta_r; \phi_n, \theta_n) = \rho(\mathbf{x}; \phi_n, \theta_n; \phi_r, \theta_r). \quad (3.9)$$

Eine zweite wichtige Voraussetzung für eine physikalische BRDF ist die Erfüllung des Energieerhaltungssatzes. Es kann gezeigt werden, dass eine winkelunabhängige BRDF unter diesen Randbedingungen den Maximalwert $1/\pi$ erreicht [FP03].

Mit Hilfe der BRDF kann die Strahldichte des Lichts berechnet werden, das in Richtung der Kamera abgestrahlt wird. Die Quantität dieses Lichts hängt, außer im Falle einer ideal reflektierenden Oberfläche, nicht nur vom Lichteinfall aus einer Richtung ab. Vielmehr kann eintreffendes Licht aus allen Richtungen zur reflektierten Lichtmenge beitragen. Die BRDF beschreibt dieses Verhalten. Die emittierte Strahldichte des Lichts in die Richtung $(\phi_r, \theta_r)^T$ ist demnach eine Überlagerung von eingehenden Lichtstrahlen aus allen Richtungen innerhalb der Hemisphäre Ω_H :

$$L_x(\phi_r, \theta_r) = \int_{\Omega_H} \rho_x(\phi_r, \theta_r, \phi_n, \theta_n) \cdot E_x(\phi_n, \theta_n) \cos \theta_n \cdot d\Omega. \quad (3.10)$$

Die Definition der BRDF umfasst die Annahme, dass einfallende Licht-

strahlen am Ort \mathbf{x} die Oberfläche wieder am gleichen Ort verlassen müssen. Die BRDF ist nicht geeignet, fluoreszierende Oberflächen oder Körperstreuer zu modellieren. Das Reflexionsverhalten einer Oberfläche kann isotrop sein. In diesem Fall ist das Reflexionsverhalten rotationsinvariant bezüglich der Oberflächennormalen. Die BRDF hängt dann nicht mehr vom Azimut des einfallenden und des ausfallenden Winkels ab, sondern nur noch von der Differenz der beiden Winkel:

$$\rho(\mathbf{x}; \phi_r, \theta_r; \phi_n, \theta_n) = \rho(\mathbf{x}; 0, \theta_n; \phi_r - \phi_n, \theta_r). \quad (3.11)$$

Im Gegensatz dazu ändert sich die Intensität des reflektierten Lichts, wenn eine anisotrope Oberfläche um das Azimut gedreht wird, während der Elevationswinkel konstant gehalten wird.

Die exakte Messung der BRDF erfolgt mit einem Gonioreflektometer [CIE79, BDW79, Foo97]. Um Signale zur Segmentierung einer Oberfläche zu gewinnen, ist diese Methode für die meisten Anwendungen zu aufwendig. Die BRDF wird vielmehr zum Verständnis der nachfolgenden Abschnitte über Reflexionsmodelle benötigt.

3.7 Oberflächenmodellierung

Um Merkmale einer Oberfläche für die Segmentierung aus Messdaten zu gewinnen, ist ein geometrisches Modell dieser Oberfläche äußerst nützlich. Die Modellparameter können mit Hilfe von Messungen geschätzt und als Merkmale verwendet werden. Eine solche Modellbildung sollte zumindest jene Oberflächeneigenschaften berücksichtigen, die mit dem zur Verfügung stehenden Messaufbau erfasst werden können. Auf der anderen Seite ist ein möglichst einfaches Modell wünschenswert. Aus diesem Grund werden in diesem Abschnitt zwei statistische Modelle des Reliefs einer Oberfläche vorgestellt. Sie dienen als Grundlage für das nachfolgende geometrische Reflexionsmodell. Die Modelle berücksichtigen keine Größen, die mit der gegebenen Messvorrichtung nicht erfasst werden können, wie zum Beispiel die Wellenlänge oder die Polarisierung des Lichts.

Beide Modelle des Reliefs einer Oberfläche gehen von einem Oberflächenelement aus, d. h. einer begrenzten Fläche unbestimmter Größe. Im weiteren Verlauf der Arbeit wird die Fläche, die auf ein Pixel der beobachteten Kamera abgebildet wird, als Oberflächenelement bezeichnet. Innerhalb eines solchen Oberflächenelements wird eine lokale Stationa-

rität der statistischen Größen, die das Relief beschreiben, angenommen. Im globalen Koordinatensystem gemäß Abb. 3.1 wird die Richtung eines Oberflächenelements durch seine Normale \mathbf{n} beschrieben. Für die Definition der Oberflächenmodelle wird ein Koordinatensystem eingeführt, dessen Achse z_n parallel zur Richtung des Oberflächenelements verläuft. Damit wird ein Ort auf dem Oberflächenelement durch den Vektor $\mathbf{x}_n = (x_n, y_n)^T$ festgelegt. Die z_n -Koordinate beschreibt somit das Relief des Oberflächenelements als Funktion des Ortes. Ein erster statistischer Ansatz zur Modellierung der Oberfläche ist das *Höhenmodell* [NIK91]. Dabei wird die z_n -Koordinate einer Oberfläche als Zufallsfunktion des Ortes betrachtet. Mit Hilfe einer geeigneten Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung $p_{z_n}(z_n(\mathbf{x}_n))$ kann das Modell an die Eigenschaften der zu beschreibenden Oberfläche angepasst werden. In vielen Fällen ist eine Normalverteilung des Höhenprofils gut geeignet:

$$p_{z_n}(z_n(\mathbf{x}_n)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{z_n}} \exp \left\{ -\frac{z_n(\mathbf{x}_n)^2}{2\sigma_{z_n}^2} \right\}. \quad (3.12)$$

Ein Maß für die Rauheit der Oberfläche ist die Standardabweichung σ_{z_n} . Mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsverteilung kann allerdings nicht die laterale Strukturgröße der Oberfläche erfasst werden. Aus diesem Grund wird eine weitere Funktion verwendet, welche die Statistik zweiter Ordnung bezüglich des Ortsvektors \mathbf{x}_n beschreibt: der Autokorrelationskoeffizienten $\varrho(\boldsymbol{\tau})$, der den linearen Zusammenhang zwischen den beiden Zufallsgrößen $z(\mathbf{x}_{n,1})$ und $z(\mathbf{x}_{n,2})$ als Funktion des Abstands $\|\boldsymbol{\tau}\|$ der beiden Orte $\mathbf{x}_{n,1}$ und $\mathbf{x}_{n,2}$ angibt.

Der entscheidende Modellparameter, der die Strukturgröße bestimmt, ist hierbei die Korrelationslänge T_{z_n} . Er ist definiert durch folgende approximative Darstellung des Autokorrelationskoeffizient [NIK91]:

$$\varrho(\boldsymbol{\tau}) = \exp \left\{ -\frac{\boldsymbol{\tau}^2}{T_{z_n}^2} \right\}. \quad (3.13)$$

Eine Oberfläche kann somit durch den Vektor $(\sigma_{z_n}, T_{z_n})^T$ beschrieben werden. Abbildung 3.9 zeigt in zwei Skizzen jeweils den Schnitt durch zwei Oberflächen mit unterschiedlichen Korrelationslängen.

Eine alternative Oberflächenbeschreibung mit nur einem Parameter bietet das *Facettenmodell*. Dabei wird ein Oberflächenelement aus Facetten

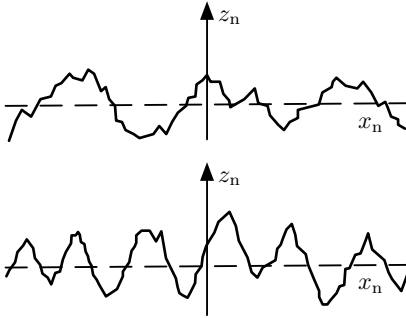


Abbildung 3.9: Querschnitt durch zwei Oberflächenelemente mit zwei unterschiedlichen Korrelationslängen. Das Relief $z_n(x_n)$ ist jeweils eine statistische Funktion des Ortes.

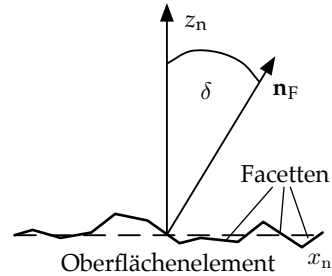


Abbildung 3.10: Querschnitt durch ein Oberflächenelement mit der Richtung \mathbf{n} , das aus vielen Facetten mit abweichender Steigung besteht. Exemplarisch ist die Normale \mathbf{n}_F einer Facette eingezeichnet.

modelliert. Eine Facette ist definiert als eine, im Vergleich zu einem Oberflächenelement sehr kleine, ideal spiegelnde Oberfläche mit einem Normalenvektor \mathbf{n}_F , der im Winkel δ zum Normalenvektor \mathbf{n} des Oberflächenelements steht, wie in Abb. 3.10 illustriert ist. Das Relief des Oberflächenelements kann damit als eine Anordnung von Facetten modelliert werden, deren Richtung durch eine Zufallsfunktion mit dem normalverteilten Winkel δ beschrieben wird:

$$p_\delta(\delta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\delta} \exp \left\{ -\frac{\delta^2}{2\sigma_\delta^2} \right\}. \quad (3.14)$$

Das Facettenmodell wird bei Verwendung einer Normalverteilung durch die Standardabweichung σ_δ parametrisiert. Je größer der Wert σ_δ , desto rauer ist die Oberfläche. Damit kommt das Facettenmodell im Gegensatz zum Höhenmodell, das zwei Parameter $(\sigma_{z_n}, T_{z_n})^T$ benötigt, mit nur einem Parameter σ_δ aus. Dem Vorteil der geringeren Komplexität steht der Nachteil eines weniger aussagekräftigen Modells gegenüber. So lässt sich die Oberflächenform aus der Richtung der Oberflächenelemente schwieriger rekonstruieren und der Aufwand, wichtige Oberflächenparameter wie den Rauheitswert zu berechnen, ist größer. Mit dem Facettenmodell sind

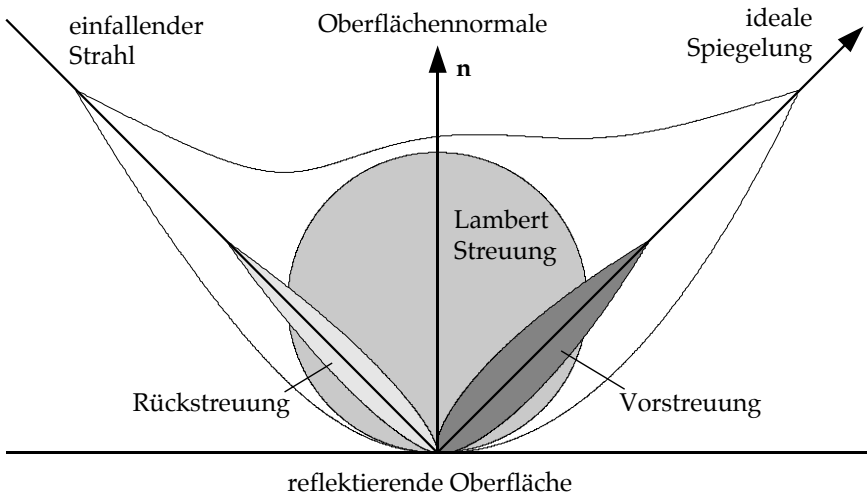


Abbildung 3.11: Darstellung verschiedener Effekte, die bei der Interaktion des einfallenden Lichts mit der Oberfläche auftreten können (entnommen aus [Pue99]).

jedoch Reflexionseigenschaften leichter zu modellieren als mit dem Höhenmodell, da sich gezeigt hat, dass die Streuung des Lichts durch eine Oberfläche von der lokalen Steigung abhängt [NIK91].

3.8 Reflexionsmodelle

Einfallendes Licht interagiert in verschiedener Weise mit einer Oberfläche. Dabei sind unter anderem ideale Reflexion und verschiedene Arten der Streuung zu beobachten, Effekte, die in Abb. 3.11 dargestellt sind. Ein Teil der einfallenden Lichtintensität kann zur Lichtquelle zurückgestreut werden, was durch die linke Keule symbolisiert wird. Ideale Reflexion wird durch den Pfeil, der bezüglich der Oberflächennormalen n symmetrisch zur einfallenden Lichtintensität gezeichnet ist, dargestellt. Statt idealer Reflexion tritt in der Praxis oft eine Streuung des Lichts um die Richtung der idealen Spiegelung auf, was durch die rechte Keule im Bild dargestellt ist. Die Breite dieser Keule ist ein wichtiger Parameter, der beschreibt, wie stark sich die Streuung an eine ideale Reflexion annähert. Ein wichtiger Effekt ist schließlich die diffuse Reflexion, repräsentiert durch die Keule,

symmetrisch zur Oberflächennormalen. Bei bestimmten Materialien, wie z. B. Papier, ist die diffuse Reflexion stark ausgeprägt. Bei der Mehrheit der technischen Oberflächen tritt eine Überlagerung der beschriebenen Reflexionseffekte auf. Dementsprechend kann an einer in geeigneter Weise beleuchteten Oberfläche eine winkelabhängige Strahlstärke des reflektierten und gestreuten Lichts beobachtet werden, wie sie in Abb. 3.11 durch eine dünne Kontur qualitativ angedeutet wird. Effekte wie Beugung, Polarisation, Brechung oder Transmission des Lichts werden an dieser Stelle nicht berücksichtigt, da einerseits die verwendete Messeinrichtung zur Erfassung solcher Effekte nicht oder nur bedingt geeignet ist und andererseits die Untersuchung auf Merkmale aus Reflexions- und Streueffekten beschränkt werden soll. Für die Modellierung der Reflexion unter den genannten Bedingungen reichen geometrische Reflexionsmodelle aus, die im Gegensatz zu physikalischen Reflexionsmodellen die Wellennatur des Lichtes nicht berücksichtigen. Eine Voraussetzung für die Anwendbarkeit solcher Modelle ist eine Strukturgröße der Oberfläche, die deutlich kleiner als die Wellenlänge des Lichtes ist. Ein Vergleich zweier wichtiger Vertreter beider Klassen, dem geometrischen Torrance-Sparrow-Modell [TS67] und dem physikalischen Beckmann-Spizzichino-Modell [BS63] wird in [NIK91] gegeben. Daneben existieren noch eine Reihe weiterer Reflexionsmodelle, die zum einen für die Oberflächenanalyse [War92] und zum anderen für die Synthese von Oberflächen in der Computergrafik entwickelt wurden [Pho75]. Einen guten Überblick über Reflexionsmodelle gibt auch die Arbeit von Schlick [Sch94]. Die bisher erwähnten Quellen beschreiben ausschließlich isotrope Reflexionsmodelle. Daneben wurde eine Reihe anisotroper Modelle entwickelt [PF90, AS00, Kaj85, War92].

In dieser Dissertation wird ein geometrisches Modell nach dem Vorbild des Torrance-Sparrow-Modells verwendet [TS67]. Es modelliert die Streuung in Richtung der idealen Spiegelung mit Hilfe des Facettenmodells, sowie die diffuse Reflexion nach dem Modell von Lambert.

3.8.1 Lambert'sche Reflexion

Lambert'sche Reflexion liegt vor, wenn eine Oberfläche bei konstanter Beleuchtung unabhängig vom Beobachtungswinkel gleich hell erscheint, d. h. ein Sensor detektiert stets die gleiche Strahlungsleistung pro Raumwinkeleinheit [GKV89]. Dies bedeutet, dass die Strahldichte eines Lambert'schen Oberflächenelements richtungsunabhängig ist. Ein bestimmtes

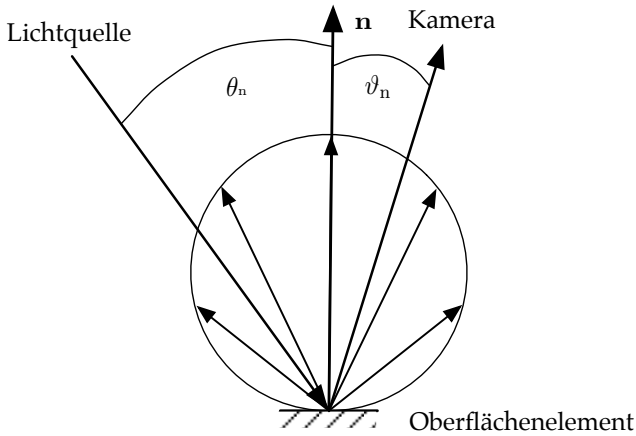


Abbildung 3.12: Lambert'sche Streuung. Die Länge der Pfeile symbolisiert die Strahlungsstärke, die in eine bestimmte Richtung abgestrahlt wird. Die Richtung des Oberflächenelements ist durch den Normalenvektor \mathbf{n} bestimmt. Relativ dazu sind der Einfallswinkel des Lichts θ_n und der Beobachtungswinkel ϑ_n definiert.

Oberflächenelement erscheint jedoch von einem Sensor aus gesehen unter einem Raumwinkel $\Omega = \Omega_0 \cos \vartheta_n$, der vom Beobachtungswinkel ϑ_n abhängt (siehe Abschnitt 3.5). Eine konstante Strahldichte ist dann gegeben, wenn die Strahlstärke dem Lambert'schen Cosinusgesetz folgt:

$$I(\vartheta_n) = I(0) \cos \vartheta_n. \quad (3.15)$$

In Abb. 3.12 wird die emittierte Strahlstärke eines Oberflächenelements durch gerichtete Pfeile entsprechender Länge dargestellt. Die Spitzen dieser Pfeile beschreiben einen Kreis, der das Oberflächenelement tangiert. In guter Näherung weist Papier oder unbehandeltes Holz diese Eigenschaft auf. Lambert'sche Reflexion resultiert von internen Streuvorgängen [NIK91]. In das Material eindringendes Licht wird wiederholt an optischen Übergängen gestreut, bis schließlich einige der Lichtstrahlen in unterschiedlichen Richtungen das Material wieder verlassen. Als erstes wurde dieser Mechanismus von Lambert untersucht [Lam60]. Für das Reflexionsmodell ist die von einem diffus streuenden Oberflächenelement emittierte Strahldichte L_r als Funktion der Strahldichte der Lichtquelle L_b

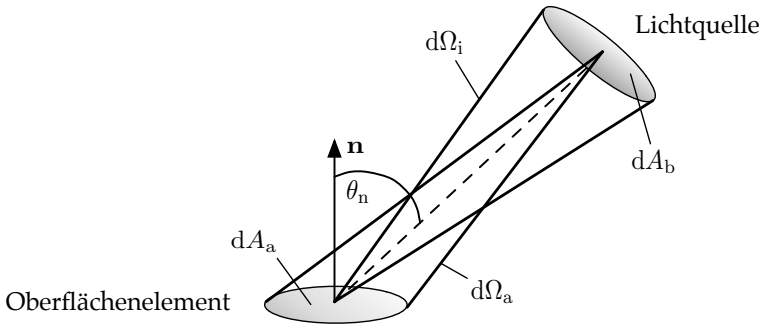


Abbildung 3.13: Ein Oberflächenelement dA_a wird von einer Lichtquelle der Fläche dA_b unter dem Winkel θ_n beleuchtet.

von Interesse. Abbildung 3.13 zeigt eine Lichtquelle mit der infinitesimalen Ausdehnung dA_b , die unter dem Raumwinkel $d\Omega_a$ eine infinitesimale Fläche dA_a beleuchtet. Vom Oberflächenelement aus betrachtet erscheint die Lichtquelle unter dem Raumwinkel $d\Omega_i$. Der auf das Oberflächenelement eintreffende Strahlungsfluss Φ_b berechnet sich aus der Strahldichte der Lichtquelle:

$$d\Phi_b = L_b d\Omega_a dA_b. \quad (3.16)$$

Die Zusammenhänge zwischen den beiden infinitesimalen Flächenelementen, die im Abstand r betrachtet werden, dem Beleuchtungswinkel θ_n und den sich daraus ergebenden infinitesimalen Raumwinkeln sind zu berücksichtigen:

$$dA_b = d\Omega_i r^2, \quad (3.17)$$

$$d\Omega_a = \frac{dA_a \cos \theta_n}{r^2}. \quad (3.18)$$

Damit kann der Strahlungsfluss geschrieben werden als:

$$d\Phi_b = L_b d\Omega_i dA_a \cos \theta_n. \quad (3.19)$$

Die Bestrahlungsstärke des Oberflächenelements ist nach Gl. (3.6):

$$E_a = \frac{d\Phi_b}{dA_a}. \quad (3.20)$$

Durch Einsetzen des in Gl. (3.19) ausgedrückten Strahlungsflusses berechnet sich die Bestrahlungsstärke zu:

$$E_a = L_b d\Omega_i \cos \theta_n. \quad (3.21)$$

Bei Lambert'schen Oberflächen ist die emittierte Strahldichte proportional zu der einfallenden Bestrahlungsdichte. Damit kann die emittierte Strahldichte als Funktion des Lichteinfallwinkels geschrieben werden als:

$$L_{\text{diff}} = \kappa_{\text{diff}} \max[0, L_b d\Omega_i \cos \theta_n]. \quad (3.22)$$

Hierbei ist κ_{diff} ein Proportionalitätsfaktor. Mit Hilfe des Maximumoperators wird berücksichtigt, dass für Lichteinfallswinkel $\theta_n > 90^\circ$ kein Strahlungsfluss auf das Oberflächenelement trifft.

3.8.2 Torrance-Sparrow-Modell

Mit Hilfe des Torrance-Sparrow-Modells [TS67] gelingt es, die Streukeule zu beschreiben, die bei der Reflexion eines parallelen Lichtbündels an einem optisch rauen Oberflächenelement in Richtung der nach dem Reflexionsgesetz idealen Spiegelung bezüglich der Normalen \mathbf{n} beobachtet werden kann (Abb. 3.11). Das oben beschriebene Facettenmodell für Oberflächen (Abschnitt 3.7) dient als Grundlage für die Modellierung der Streuung. Da es sich hierbei um ein rein geometrisches Modell handelt, wird vorausgesetzt, dass die Ausdehnung einer Facette deutlich größer als die Wellenlänge des Lichts ist. Es wird angenommen, dass ein Flächenelement, welches auf einen Pixel des Sensors abgebildet wird, aus einer großen Zahl von Facetten besteht, die das Licht ideal spiegeln. Als Verteilungsdichtefunktion für die Steigung der Facetten relativ zu Richtung des Oberflächenelements wird von der Normalverteilung gemäß Gl. (3.14) ausgegangen. Die Oberfläche wird als isotrop angenommen, und demzufolge ist auch die Verteilungsfunktion unabhängig von der Richtung. Da jede Facette das einfallende Licht ideal spiegelt, wird der reflektierte Strahl abhängig von der Richtung der jeweiligen Facette in eine andere Richtung

gelenkt. Dieser Zusammenhang ist in der Modellgleichung wiederzufinden, welche die emittierte Strahldichte L_r als Funktion der Strahldichte L_b des einfallenden Lichts beschreibt:

$$L_{sp} = \kappa_{sp} \frac{L_b d\Omega_i}{\cos \vartheta_n} \exp \left\{ -\frac{\delta^2}{2\sigma_\delta^2} \right\}. \quad (3.23)$$

Hierbei bezeichnet Ω_i den infinitesimalen Raumwinkel, unter dem die Lichtquelle, wie in Abb. 3.13 dargestellt, vom Oberflächenelement aus betrachtet erscheint. Der Beleuchtungswinkel ist implizit in δ enthalten. Zudem hängt die Gleichung vom Winkel ϑ_n ab, unter dem das jeweilige Oberflächenelement vom Sensor beobachtet wird. In der Konstante κ_{sp} werden der Fresnel'sche Reflexionskoeffizient und ein geometrischer Dämpfungsfaktor zusammengefasst [LP07b]. Mit dem Fresnel'schen Reflexionskoeffizienten werden Effekte der Grenzfläche zwischen Luft und dem Material der Oberfläche berücksichtigt. Der geometrische Dämpfungsfaktor beschreibt Abschattungseffekte benachbarter Facetten. Die beiden Faktoren sind vom Winkel des einfallenden Lichts abhängig. Der Einfluss auf die Funktion wird jedoch erst bei sehr flachen Winkeln bemerkbar. Für die Schätzung des Parameters σ_δ , die in dieser Arbeit durchgeführt wird, spielt dieser Zusammenhang eine vernachlässigbare Rolle. Der entscheidende Parameter des Facettenmodells ist die Breite der Streukeule σ_δ , der die Rauheit der Oberfläche beschreibt. Er wird in dieser Arbeit als Merkmal für eine Segmentierung der Oberfläche herangezogen. Eine detaillierte Herleitung des Facettenmodells findet sich in [TS67], und eine gute Differenzierung zu dem wellenmechanisch motivierten Beckmann-Spizzichino-Modell wird in [NIK91] gegeben.

3.8.3 Hybride Reflexionsmodelle

Die meisten realen Oberflächen reflektieren einfallendes Licht nicht ausschließlich diffus oder spiegelnd. Vielmehr überlagern sich diese beiden Komponenten additiv. Deshalb werden die Modelle für diffuse Reflexion und für spiegelnde Reflexion zu einem hybriden Modell zusammengefasst, dessen Strahldichte wie folgt ausgedrückt werden kann [LP06a]:

$$L = \lambda_{diff} \max[0, L_b d\Omega_i \cos \theta_n] + \lambda_{sp} \frac{L_b d\Omega_i}{\cos \vartheta_n} \exp \left\{ -\frac{\delta^2}{2\sigma_\delta^2} \right\}. \quad (3.24)$$

Die beiden Faktoren λ_{diff} und λ_{sp} beschreiben die relative Ausprägung des Streueffekts. Die beiden Faktoren κ_{diff} und κ_{sp} sind darin enthalten.

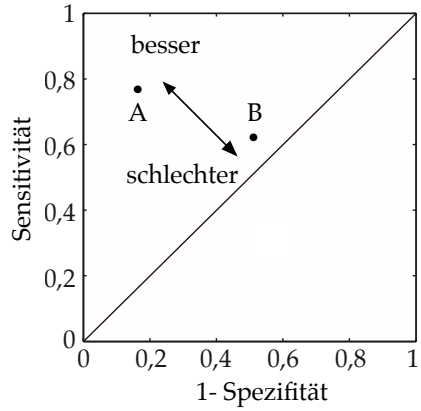
3.9 Bewertung der Segmentierungsergebnisse

Die Bewertung der Segmentierungsergebnisse wird in dieser Arbeit sowohl qualitativ als auch quantitativ vorgenommen. Eine qualitative Bewertung ist möglich, weil ein mit Vorwissen ausgestatteter menschlicher Betrachter in den Einzelbildern der Serie oder im Bild der diffus beleuchteten Oberfläche relevante Details in der Regel gut erkennen kann.

Bei Aufgaben, die eine Segmentierung in Vordergrund und Hintergrund erfordern, was vor allem dann gut möglich ist, wenn ein Merkmalsbild mit bimodalem Histogramm erzeugt werden kann, erfolgt die Bewertung des Segmentierungsverfahrens in quantitativer Weise. Eine Voraussetzung dafür ist die Existenz einer Maske, welche a priori Informationen über das ideale Segmentierungsergebnis liefert. Dazu müssen ausreichend Informationen über die Oberflächenmerkmale vorhanden sein. Dies ist in perfekter Weise nur bei künstlich erzeugten Oberflächen möglich und in eingeschränkter Weise bei realen Testobjekten mit bekannten Eigenschaften. Auch für einige Beispiele aus der Praxis konnte eine Maske für die Oberfläche bereitgestellt werden. Die quantitative Auswertung erfolgt durch Messung des Überdeckungsgrades von Maske und Segmentierungsergebnis. Dazu wird die Methode der *Receiver-Operating-Characteristic-Analyse* (ROC-Analyse) verwendet [Ega75]. Hierbei handelt es sich um ein Verfahren, das zur Bewertung und Optimierung von Klassifikatoren bei binären Entscheidungen eingesetzt wird. Die Segmentierung impliziert, wie bereits erläutert wurde, eine Klassifikation, deren Qualität durch diesen Test bewertet werden kann. Eine gute Darstellung der Möglichkeiten für den Einsatz der ROC-Analyse in wissenschaftlichen Anwendungen bietet Fawcett [Faw06]. Die ROC-Analyse basiert auf vier Kenngrößen, welche die Überdeckung zwischen Maske und Segmentierungsergebnis beschreiben. Hierbei sind sowohl die Maske (M) als auch die Segmentierungsergebnisse (SE) Binärbilder. Bei Verwendung eines binären Klassifikators können genau vier Möglichkeiten auftreten:

		Maske	
		1	0
Segmentierungsergebnis	1	true positive (<i>TP</i>)	false positive (<i>FP</i>)
	0	false negative (<i>FN</i>)	true negative (<i>TN</i>)

(a)



(b)

Abbildung 3.14: Häufigkeitsmatrix für die ROC-Analyse (a) und ROC-Diagramm (b) zur quantitativen Bewertung von Segmentierungsergebnissen.

Entdeckung	true positive <i>TP</i>	korrekte Segmentierung	$M = 1$	$SE = 1$
Schlupf	false positive <i>FP</i>	falsche Segmentierung	$M = 1$	$SE = 0$
Fehlalarm	false negative <i>FN</i>	falsche Segmentierung	$M = 0$	$SE = 1$
Korrekte Zurückweisung	true negative <i>TN</i>	korrekte Segmentierung	$M = 0$	$SE = 0$

Die absolute Häufigkeit, mit der die vier Fälle auftreten, gemessen als Anzahl von Pixeln, für welche die jeweilige Bedingung erfüllt ist, wird in die Matrix in Abbildung 3.14(a) eingetragen. Aus den vier Werten können verschiedene Metriken zur Messung der Leistung des Klassifikators hergeleitet werden. Zur Erstellung des Diagramms im ROC-Raum in Abbildung 3.14(b) werden die Sensitivität (true positive rate) und die Spezifität

benötigt:

$$\text{Sensitivität: } TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3.25)$$

$$\text{Spezifität: } SPC = \frac{TN}{FP + TN}. \quad (3.26)$$

Betrachtet man alle Pixel des Bildes als Stichprobe eines Wahrscheinlichkeitsprozesses, so kann die Sensitivität als die Wahrscheinlichkeit für eine richtige Segmentierung des Vordergrunds interpretiert werden. Die Spezifität ist die Wahrscheinlichkeit für die richtige Segmentierung des Hintergrunds. Beide Größen sind bedingte Wahrscheinlichkeiten:

Sensitivität: $P(\text{Vordergrund erkannt} | \text{tatsächlich Vordergrund})$,

Spezifität: $P(\text{Hintergrund erkannt} | \text{tatsächlich Hintergrund})$.

An der Abszisse des ROC-Diagramms in Abb. 3.14(b) wird der Wert $(1 - \text{Spezifität})$, die Fehlalarmrate (false positive rate), angetragen. Hierbei wird die relative Häufigkeit aller Pixel beschrieben, die in der Maske dem Vordergrund, bei der Segmentierung jedoch dem Hintergrund zugeordnet wurden:

$$\text{Fehlalarmrate: } FPR = 1 - SPC = \frac{FP}{FP + TN}. \quad (3.27)$$

Ein Segmentierungsergebnis ist um so besser, je größer die zugehörige Sensitivität und je kleiner die FPR ausfallen. Abbildung 3.14(b) zeigt, wie das Ergebnis einer ROC-Analyse sehr anschaulich im ROC-Diagramm visualisiert werden kann. Für jede getestete Segmentierungsmethode werden die Kenngrößen berechnet. Im ROC-Diagramm ergibt sich ein Punkt, der die Leistungsfähigkeit anschaulich beschreibt und zu anderen Methoden in Beziehung setzt. Im Beispiel weist der Fall „A“ eine deutlich bessere Leistungsfähigkeit auf als der Fall „B“. Befindet sich ein Eintrag genau auf der Diagonalen zwischen den Punkten $(0, 0)$ und $(1, 1)$, so entspricht der Prozess einem Raten des Ergebnisses. Rechts unterhalb der Diagonale wird eine umgekehrte Zuordnung vorgenommen, so dass in diesem Fall lediglich der Prozess invertiert werden müsste.

Die ROC-Analyse wird im Folgenden verwendet, um zwei Sachverhalte zu überprüfen. Zum einen kann damit die Leistungsfähigkeit verschie-

dener Methoden bei der Segmentierung des gleichen Beispiels überprüft werden. Des Weiteren können Parameter einer Methode variiert werden, um die Abhängigkeit der Leistungsfähigkeit von der Parametrisierung zu überprüfen.

4 Aufnahme von Beleuchtungsserien

Die Beleuchtung spielt eine entscheidende Rolle bei der Aufnahme von Bildern einer Oberfläche. In Abschnitt 3.4 wird anhand des Signalmodells verdeutlicht, dass die Wahl einer geeigneten Beleuchtung während der Bildgewinnung eine große Bedeutung für die nachfolgende Merkmalsextraktion hat. In diesem Kapitel werden wichtige Aspekte der Bildgewinnung, soweit sie für die Fragestellung in dieser Arbeit relevant sind, besprochen. Zunächst wird eine mathematische Darstellung einer Beleuchtungsserie eingeführt. Danach wird auf die Information eingegangen, die eine Beleuchtungsserie potenziell tragen kann. Insbesondere wird die Interpretation dieser Information in Bezug auf die Struktur, die Reflexionseigenschaften der beobachteten Oberfläche und in Abhängigkeit von der Beleuchtung besprochen. In diesem Zusammenhang wird die Abtastung des Beleuchtungsraums erläutert. Abschließend werden Beleuchtungsstrategien vorgestellt, mit denen der Aufwand für die Bildgewinnung reduziert werden soll, um eine praktische Anwendbarkeit der Methoden zu ermöglichen.

4.1 Bildgewinnung

Zugrunde liegt ein Versuchsaufbau, wie er schematisch in Abschnitt 3.1, vorgestellt wird. Eine Kamera nimmt aus einer festen Beobachtungsrichtung ν (Beobachtungsvektor \mathbf{o}) eine Oberfläche auf. Jedes Bild $g(\mathbf{x}, \omega)$ stellt Grauwerte als Funktion des Ortes \mathbf{x} der Oberfläche sowie der Beleuchtungsrichtung ω dar. Eine Beleuchtungsserie \mathcal{G} wird als eine Menge von Einzelbildern betrachtet, wobei sich die Beleuchtungsrichtung von Bild zu Bild ändert:

$$\mathcal{G} = \{g(\mathbf{x}, \omega_i), i = 0, \dots, I - 1\}. \quad (4.1)$$

Der Parameter i läuft über die diskrete Anzahl I der verwendeten Beleuchtungsrichtungen. Alle möglichen normierten Beleuchtungsvektoren \mathbf{b} beschreiben eine, im Folgenden als Beleuchtungsraum bezeichnete Ein-

heitshalbkugel Ω_H , in deren Mittelpunkt die Oberfläche von der optischen Achse der Kamera senkrecht geschnitten wird. Der Beleuchtungsraum ist in der Skizze des Versuchsaufbaus Abb. 3.1 als transparente Halbkugel dargestellt. Die Aufnahme einer diskreten Menge von Bildern mit variablen Beleuchtungsrichtungen kann als *Abtastung des Beleuchtungsraums* verstanden werden.

In vielen Fällen ist es hilfreich, den Signalverlauf in Abhängigkeit des Beleuchtungswinkels an einem festen Ort \mathbf{x} einer Oberfläche zu betrachten. Dieses Signal wird als beleuchtungsabhängiges Intensitätssignal oder kurz als *Intensitätssignal* bezeichnet:

$$s_{\mathbf{x}}(\omega_i) := g(\mathbf{x}, \omega_i). \quad (4.2)$$

Abhängig von der verwendeten Beleuchtungsstrategie können Intensitätssignale auch als Funktion des Azimuts ϕ oder des Elevationswinkels θ geschrieben werden, wenn der jeweils andere Winkel unverändert bleibt. Die Intensitätssignale an jedem Ort der Oberfläche dienen als Grundlage für die Gewinnung von Merkmalen, die zur Segmentierung der Oberfläche benötigt werden.

4.2 Interpretation der Informationen in Beleuchtungsserien

Für die Entwicklung geeigneter Merkmale ist es von besonderem Interesse zu verstehen, welche Information über die Oberfläche in einer Beleuchtungsreihe enthalten sein kann. Die Kamera kann für jeden Ort der Oberfläche ein Intensitätssignal detektieren, das von folgenden Parametern abhängt:

- Richtung der Lichtquelle
- Ausdehnung der Lichtquelle oder Anzahl der Lichtquellen
- Beobachtungswinkel
- Relief der Oberfläche
- Material der Oberfläche

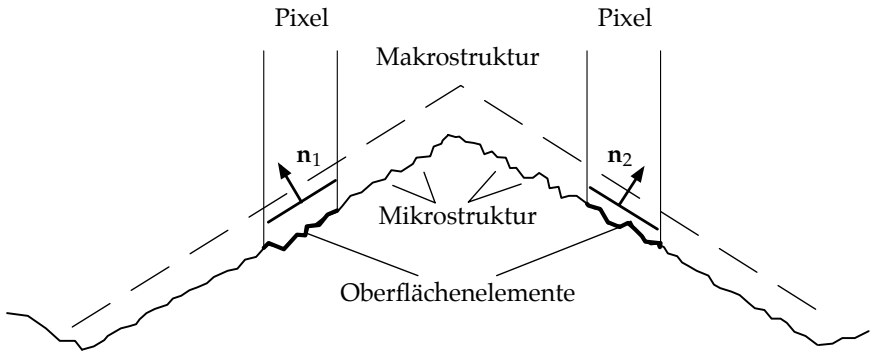


Abbildung 4.1: Modell einer Oberfläche, die eine Makro- und eine Mikrostruktur aufweist. Exemplarisch sind zwei Oberflächenelemente abgebildet, deren unterschiedliche Richtungen \mathbf{n}_1 und \mathbf{n}_2 von der Makrostruktur bestimmt werden. Die lokalen Reflexionseigenschaften hängen unter anderem von der Mikrostruktur ab.

Während das Relief und das Material der Oberfläche Gegenstand der Analyse und daher nicht beeinflussbar sind, stellen die Beleuchtungsrichtung und die Art der Beleuchtung veränderbare Versuchsparameter dar. Prinzipiell kann auch der Beobachtungswinkel verändert werden. In dieser Arbeit wird jedoch ein fester Beobachtungswinkel vorausgesetzt. Mit dieser Restriktion wurden die zu untersuchenden Freiheitsgrade verringert, um den Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit auf die Bedeutung und Möglichkeiten einer variablen Beleuchtung legen zu können.

Um zu verdeutlichen, welche Information über eine Oberfläche aus einem Intensitätssignal $s_x(\omega_i)$ gewonnen werden kann, ist es hilfreich, ein Oberflächenelement zu betrachten, unter dem im Folgenden ein kleiner Ausschnitt der Oberfläche verstanden wird, der genau so groß ist, dass er auf ein einzelnes Pixel abgebildet wird. Der Grauwert eines Pixels ist näherungsweise proportional zum Integral über den Strahlungsfluss, der vom entsprechenden Oberflächenelement in Richtung Kamera emittiert wird [HB05]. Mit Hilfe der Oberflächenmodelle aus Abschnitt 3.7 kann der Zusammenhang zwischen einem gemessenen Intensitätssignal und der Struktur der Oberfläche modelliert werden. Im Höhenmodell wird mit Hilfe einer Korrelationslänge die Strukturgröße bestimmt. In der Praxis beobachtet man häufig eine Überlagerung von Strukturen verschiedener Größenordnungen oder Ortsfrequenzen. In Abb. 4.1 ist ein Modell einer

Oberfläche zu sehen. Die grobe Struktur der Oberfläche wird im Folgenden als Form des Objekts oder *Makrostruktur* bezeichnet. Im Gegensatz dazu steht die *Mikrostruktur* mit durchschnittlich viel kleineren Höhenunterschieden und einer kürzeren Strukturgröße. Die Mikrostruktur beeinflusst maßgeblich die Reflexionseigenschaften. Entscheidend für die Definition der Begriffe Makro- und Mikrostruktur ist nicht die absolute Strukturgröße, sondern deren Relation zur Größe eines Oberflächenelements, das auf ein Pixel der Kamera abgebildet wird. Für die Makrostruktur wird eine, im Vergleich zur Fläche eines Oberflächenelements ähnlich große oder größere Strukturgröße angenommen, während davon ausgegangen wird, dass die Größe der Mikrostruktur deutlich kleiner als die Fläche eines Oberflächenelements ist (siehe Abb. 4.1). Dadurch kann das Reflexionsverhalten mit Hilfe des Facettenmodells erklärt werden, das ein Oberflächenelement aus vielen kleinen Facetten, die im Idealfall durch die Mikrostruktur repräsentiert werden, voraussetzt. Um die Gültigkeit dieses geometrischen Reflexionsmodells zu bewahren, muss die Mikrostruktur jedoch stets größer als die Wellenlänge des Lichts sein. Ein limitierender Faktor ist zudem die Annahme einer homogenen Mikrostruktur innerhalb eines Oberflächenelements.

Die mittlere Richtung eines Oberflächenelements kann mit verschiedenen Schätzverfahren aus dem Intensitätssignal ermittelt werden, wobei gemäß den verwendeten Reflexionsmodellen angenommen wird, dass das Maximum des Intensitätssignals bei idealer Spiegelung auftritt. Dazu müssen bei einer punktförmigen Beleuchtung der Beleuchtungsvektor \mathbf{b}_n und der Beobachtungsvektor \mathbf{o}_n das Reflexionsgesetz (Einfallswinkel ist gleich dem Ausfallswinkel) bezüglich der Normalen \mathbf{n} des entsprechenden Oberflächenelements erfüllen. Um die Richtung der Oberflächennormalen \mathbf{n} genau schätzen zu können, muss jedoch sichergestellt werden, dass diese Winkelkonstellation tatsächlich erreicht wird. Aus den Richtungen aller Oberflächenelemente kann die Form des Objektes berechnet werden.

In der Praxis wird oft eine über den Ort sehr variable Strukturgröße beobachtet. Häufig tritt der Fall auf, dass sich die Richtung der Oberfläche innerhalb eines Oberflächenelements maßgeblich verändert. Wenn zwei oder mehrere (wenige) Flächenstücke mit unterschiedlicher Richtung auf ein Pixel abgebildet werden, kann einem Oberflächenelement in der Regel keine Vorzugsrichtung zugeordnet werden. Durch die Überlagerung der Reflexionen mehrerer Flächen im Intensitätssignal eines Ortes entsteht ein Gesamtsignal, das durch ein einfaches Reflexionsmodell nicht mehr

erklärt werden kann. Abbildung 4.2 zeigt eine diffus beleuchtete, reale

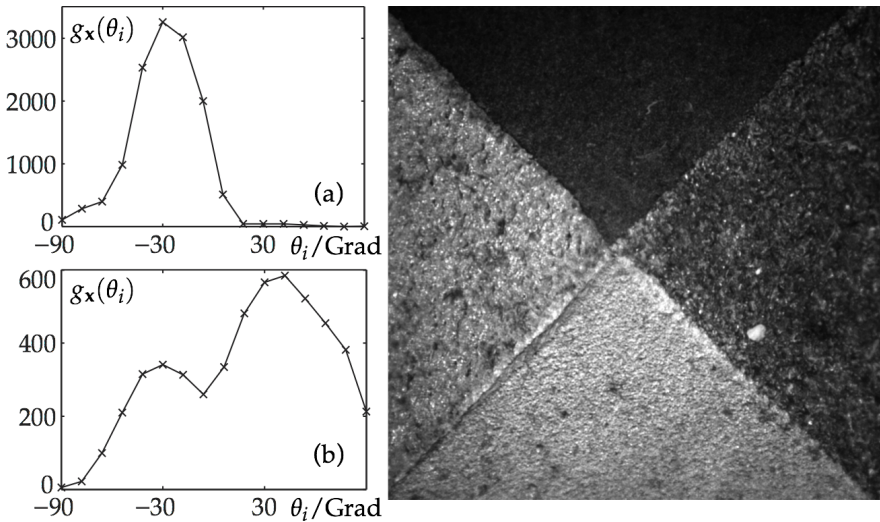


Abbildung 4.2: Bild eines pyramidenförmigen Testobjektes aus Metall bei diffuser Beleuchtung mit vier verschiedenen rauen Oberflächen. Links sind zwei Intensitätssignale von zwei unterschiedlichen Orten der Oberfläche abgebildet, die durch Variation des Elevationswinkels entstanden sind.

Oberfläche und die Graphen zweier Intensitätssignale. Diese Intensitätssignale wurden aus einer Beleuchtungsserie extrahiert, für deren Aufnahme der Elevationswinkel einer punktförmigen Lichtquelle variiert wurde, während das Azimut unverändert blieb. Aufgetragen sind die Intensitätswerte einer Kamera mit 12 Bit Quantisierung über den Elevationswinkel. Der Graph (a) zeigt den typischen Verlauf eines Intensitätssignals für ein leicht spiegelndes Material. Das Maximum entsteht durch die Streuung in Richtung idealer Spiegelung (vgl. Vorstreuung in Abb. 3.11). Der Verlauf des oberen Intensitätssignals kann mit dem Torrance-Sparrow-Modell gut erklärt werden. Der Graph (b) in Abb. 4.2 weist zwei Maxima auf. Vermutlich ändert sich die Richtung der Oberfläche am entsprechenden Ort, so dass der Graph durch eine Superposition zweier Intensitätssignale mit modellgemäßem Kurvenverlauf entstanden ist.

Wird ein Reflexionsmodell zur Gewinnung von Merkmalen herangezogen, so ist ein typischer Verlauf des Intensitätssignals wie in Abb. 4.2(a) ei-

ne notwendige Voraussetzung. Weist die Oberfläche eine einigermaßen homogene Strukturgröße auf, so kann der Vergrößerungsfaktor der Aufnahmeoptik oder die Auflösung der Kamera in vielen Fällen so gewählt werden, dass die Bedingung der konstanten Richtung jedes Oberflächenelements erfüllt ist. Dann können die Reflexionsmodelle angewendet werden. Eine örtliche Unterabtastung führt im Idealfall dazu, dass genügend unterschiedlich orientierte Flächenstücke pro Oberflächenelement auftreten, so dass näherungsweise das Facettenmodell angewendet werden kann. Bei Oberflächen mit einer sehr inhomogenen Struktur bleibt die Möglichkeit, statistische Oberflächenmerkmale zu extrahieren. Bestimmte Strukturen, wie z. B. Riefen, weisen eigene, typische Intensitätssignale auf. Diese Beobachtung kann unter bekannten Voraussetzungen ebenfalls zur Merkmalsextraktion verwendet werden.

4.3 Abtastung des Beleuchtungsraums

Die Aufnahme einer Beleuchtungsserie ist als Abtastung des Beleuchtungsraums zu verstehen. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass Oberflächenmerkmale mit Hilfe eines Reflexionsmodells geschätzt werden sollen. In diesem Fall besteht das Ziel darin, den Graphen eines Reflexionsmodells durch Variation der Modellparameter dem Kurvenverlauf des Intensitätssignals durch ein geeignetes Verfahren möglichst genau anzupassen. Orte mit unterschiedlichen Oberflächeneigenschaften weisen unterschiedliche Intensitätssignale auf und können auf diese Weise anhand der geschätzten Modellparameter unterschieden werden. Abbildung 4.3 zeigt zwei mit Hilfe des Torrance-Sparrow-Modells simulierte Intensitätssignale, die Grauwerte als Funktion des Elevationswinkel θ der Beleuchtungsrichtung darstellen. Die Breite des im Intensitätssignal auftretenden Maximums wird im nachfolgenden Kapitel als Maß für die Reflexionseigenschaften und damit als ein Merkmal für die Segmentierung eingeführt. Die Genauigkeit, mit der dieser Parameter aus dem diskreten Intensitätssignal geschätzt werden kann, hängt von der Anzahl der Abtastpunkte ab. Jeder einzelne Abtastpunkt entspricht der gemessenen Intensität am selben Ort der Oberfläche, unter Variation der Beleuchtungsrichtung. Mit Hilfe einer Analyse des Abtastvorgangs kann bestimmt werden, wie viele Aufnahmen notwendig sind, um die Breite der Streukeule mit einer vorgegebenen Genauigkeit schätzen zu können. Bei Oberflächen mit isotropen Reflexions-

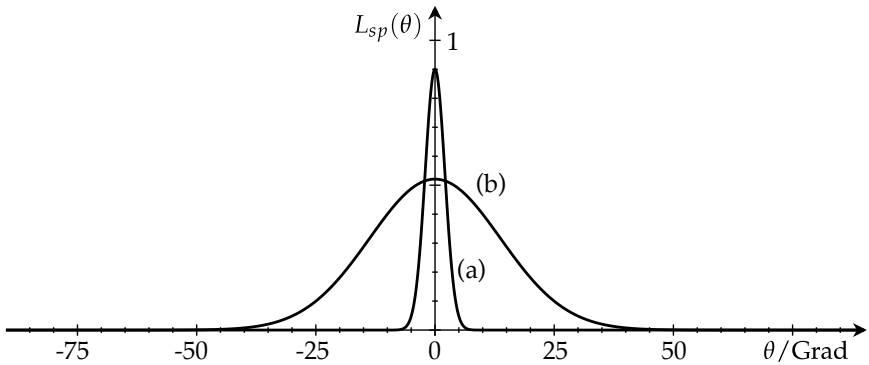


Abbildung 4.3: Simulierte Intensitätssignale unter Verwendung des Torrance-Sparrow-Modells. Der Graph (a) zeigt ein Signal für annähernd ideale Spiegelung, während der Graph (b) ein Signal zeigt, das bei einer stärkeren Streuung um die Richtung für ideale Reflexion auftritt.

eigenschaften reicht es aus, eine eindimensionale Betrachtung vorzunehmen. Vereinfacht wird hierfür angenommen, dass der Beobachtungswinkel und der Beleuchtungswinkel in einer Ebene mit der Normalen eines zu untersuchenden Oberflächenelements liegen. Diese Bedingung wurde auch bei der Simulation der Intensitätssignale in Abbildung 4.3 eingehalten. Unter diesen Randbedingungen können die Reflexionseigenschaften von einem eindimensionalen Intensitätssignal als Funktion des Elevationswinkels erfasst werden. Zudem kann die Abtastung äquidistant erfolgen, wodurch mit Hilfe des Shannon-Theorems die notwendige Abtastrate zur Erfassung einer bestimmten Frequenz bestimmt werden kann. Zur weiteren Vereinfachung wird nur die Streuung in Richtung der Vorstreueule berücksichtigt, während der Lambert'sche Anteil vernachlässigt wird. Das Torrance-Sparrow-Modell zur Beschreibung der Streuung um die Richtung idealer Spiegelung (Gl. (3.23)) kann unter den gegebenen Bedingungen, die in Abb. 4.4 skizziert sind, als Funktion des Beleuchtungswinkels

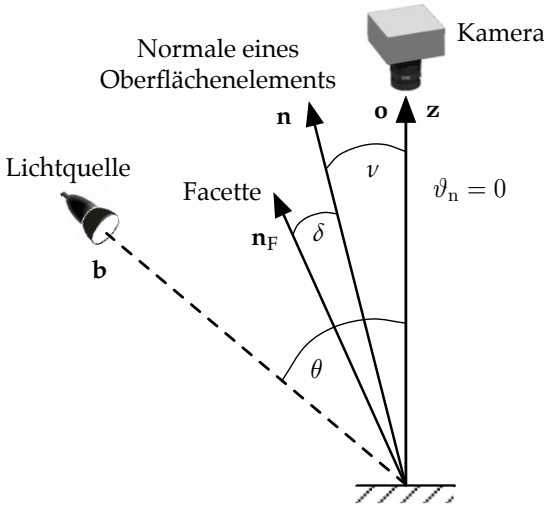


Abbildung 4.4: Skizze zum Torrance-Sparrow-Modell mit idealer Reflexion des einfallenden Lichts an einer Facette \mathbf{n}_F in die Kamera. Die Richtung \mathbf{n}_F der Facette weicht um den Winkel δ von der Richtung des Oberflächenelements ab. Der Elevationswinkel des Oberflächenelements sei ν . Der Beleuchtungsvektor \mathbf{b} , der Normalenvektor \mathbf{n} des Oberflächenelements und der Beobachtungsvektor \mathbf{o} liegen in einer Ebene. Der Beobachtungsvektor \mathbf{o} fällt mit der z -Achse des globalen Koordinatensystems zusammen.

θ geschrieben werden. Die Fouriertransformierte davon lautet [LP07b]:

$$\begin{aligned} \mathcal{F} \left\{ \eta \cdot \exp \left(-\frac{(\theta + \vartheta - 2\theta_n)^2}{8\sigma^2} \right) \right\} & \quad (4.3) \\ = \eta \cdot f_s 2\sigma \sqrt{2\pi} \exp \left(-\frac{f_\theta^2}{2\sigma_f^2} \right) \exp(-j2\pi f_\theta (2\theta_n - \theta)) . \end{aligned}$$

Alle Faktoren, die nicht von der Beleuchtungsrichtung θ abhängen, wurden zu $\eta = \kappa_{\text{sp}} \frac{L_b d\Omega_i}{\cos \vartheta_n}$ zusammengefasst. Der Winkel ν sei der Elevationswinkel des Normalenvektors \mathbf{n} des Oberflächenelements, gemäß Abb. 4.4.

Die Varianz des Spektrums berechnet sich wie folgt:

$$\sigma_f^2 := \frac{1}{(16\pi^2\sigma^2)}. \quad (4.4)$$

Das Spektrum des Reflexionsmodells nach Gl. (4.3) ist eine Gausskurve und damit nicht bandbegrenzt. Eine exakte Rekonstruktion ist deshalb nicht möglich. Ein Großteil der Signalenergie befindet sich jedoch innerhalb eines Frequenzbandes der Breite $4\sigma_f$. Mit dieser heuristisch gewählten Qualitätsbedingung kann mit Hilfe des Shannon'schen Abtasttheorems eine obere Grenze für den Abstand zwischen zwei Beleuchtungswinkeln gefunden werden:

$$\Delta\theta = \frac{1}{\Delta f_\theta} < \frac{1}{4\sigma_f} = \pi\sigma. \quad (4.5)$$

Daraus kann eine untere Grenze für die Anzahl der benötigten Beleuchtungsrichtungen, d. h. für den Umfang der Beleuchtungsserie, ermittelt werden:

$$I > \frac{\pi}{\Delta\theta} = \frac{1}{\sigma}. \quad (4.6)$$

Im Falle einer idealen Reflexion nähert sich die Streukeule einer Impulsfunktion an, und die Breite der Streukeule wird infinitesimal klein ($\sigma \rightarrow 0$). Damit wird die Anzahl der notwendigen Beleuchtungsrichtungen unendlich groß.

Falls die Richtung der Oberflächenelemente nicht a priori bekannt ist, muss prinzipiell der gesamte Beleuchtungsraum abgetastet werden. Die Abtastung muss so gewählt werden, dass die Form der Streukeule, insbesondere deren Breite, erfasst werden kann. Eine Verallgemeinerung der Abtastungsbedingung für den Beleuchtungsraum, der eine Kugeloberfläche darstellt, erfolgte durch Sato et al. [SOSI03]. Die mathematische Untersuchung von Funktionen auf einer Kugeloberfläche ist sehr aufwendig. Eine effiziente Approximation von Funktionen auf der Kugeloberfläche bieten sphärische Wavelets [SS95].

Bei der Segmentierung von Oberflächen kommt es in vielen Fällen nicht auf eine genaue Rekonstruktion der Parameter an. Vielmehr geht es darum, unterscheidbare Bereiche der Oberfläche in Regionen zu zerlegen. Aus

diesem Grund ist es ausreichend, die Merkmale so genau zu extrahieren, dass die gewünschte Unterscheidung möglich wird. Eine noch genauere Erfassung der Signale durch eine höhere Abtastrate ist nicht sinnvoll, da dieser Mehraufwand die Praxistauglichkeit im Allgemeinen einschränken würde.

4.4 Beleuchtungsmuster

Ein Kompromiss aus der theoretisch idealen Abtastung mit Punktlichtquellen und einer möglichst geringen Zahl von Aufnahmen stellen Beleuchtungsmuster dar. Darunter versteht man die Überlagerung von Punktlichtquellen, die in einer definierten Weise angeordnet werden. Das Bild der Oberfläche, das dabei aufgenommen wird, entspricht einer Superposition der Einzelbilder der Oberfläche, die sich bei der Beleuchtung durch die einzelnen Punktlichtquellen ergeben würden. Das Intensitätssignal entsteht aus einer Faltung der Reflexionsfunktion mit der Beleuchtungsfunktion. Nayar et al. setzen Beleuchtungsmuster gezielt ein, um sehr enge Reflexionskeulen spiegelnder Oberflächen zu erfassen [NIK90]. Hierfür wurde eine Lichtquelle verwendet, deren Lichtkegel von der Oberfläche aus unter einem bestimmten Öffnungswinkel sichtbar ist. Damit können selbst ideal spiegelnde Oberflächen mit einer endlichen Anzahl von Abtastpunkten erfasst werden.

Im Folgenden werden zwei Beleuchtungsmuster vorgestellt, die es erlauben, den gesamten zweidimensionalen Beleuchtungsraum durch Variation nur eines Parameters abzutasten: *Sektorserien* und *Ringserien*.

In den Skizzen der beiden Beleuchtungsmuster in Abb. 4.5 sind die Freiheitsgrade ϕ und θ der Sektorserie bzw. der Ringserie eingezeichnet. Die Richtung der Beleuchtungsmuster wird für die Aufnahme einer Serie systematisch bezüglich des jeweiligen Freiheitsgrades variiert. Ein sektorförmiges Muster ermöglicht die Beleuchtung aus allen Elevationswinkeln unter einem bestimmten Azimut. Die Intensitätssignale enthalten somit die Abhängigkeit vom Azimut des beleuchtenden Sektors. Ein ringförmiges Beleuchtungsmuster erzeugt dementsprechend Intensitätssignale, die vom Elevationswinkel des Ringes abhängen. Abbildung 4.6 illustriert die Auswirkung von Beleuchtungsmustern am Beispiel eines Zündhütchens. Die Abbildungen 4.6(a) und 4.6(b) wurden unter sektorförmiger Beleuchtung im Winkelabstand von 90° erstellt. Die nahezu horizontal verlaufenden

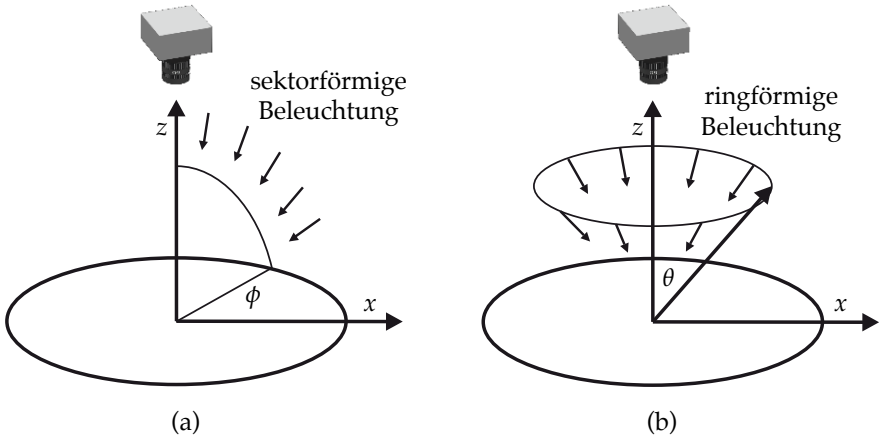


Abbildung 4.5: Sektorförmiges (a) und ringförmiges (b) Beleuchtungsmuster.

den Riefen und Spuren sind in Abb. 4.6(a) sehr deutlich zu sehen, während vertikale Strukturen in Abb. 4.6(b) kontrastreicher dargestellt werden. In Abb. 4.6(c) werden bestimmte Bereiche mit Hilfe einer ringförmigen Beleuchtung hervorgehoben. Eine maximale Intensität wird bei diesen metallischen Oberflächen dann detektiert, wenn das einfallende Licht direkt in die Kamera reflektiert wird. Bei Verringerung des Elevationswinkels des ringförmigen Beleuchtungsmusters werden Strukturen mit geringerem Elevationswinkel hervorgehoben. In Abb. 4.6(d) ist beispielsweise der Boden des zentralen, kreisförmigen Abdrucks gut zu erkennen, während der gleiche Bereich in Abb. 4.6(c) sehr dunkel erscheint. Obwohl der Elevationswinkel des ringförmigen Beleuchtungsmusters nur geringfügig verändert wurde, erscheinen die beiden Bilder (c) und (d) beinahe wie zueinander invertierte Aufnahmen. Aufgrund der ringförmigen Beleuchtung hängt der Grauwert eines Pixels nur vom Elevationswinkel des entsprechenden Oberflächenelements ab, nicht von dessen Azimut.

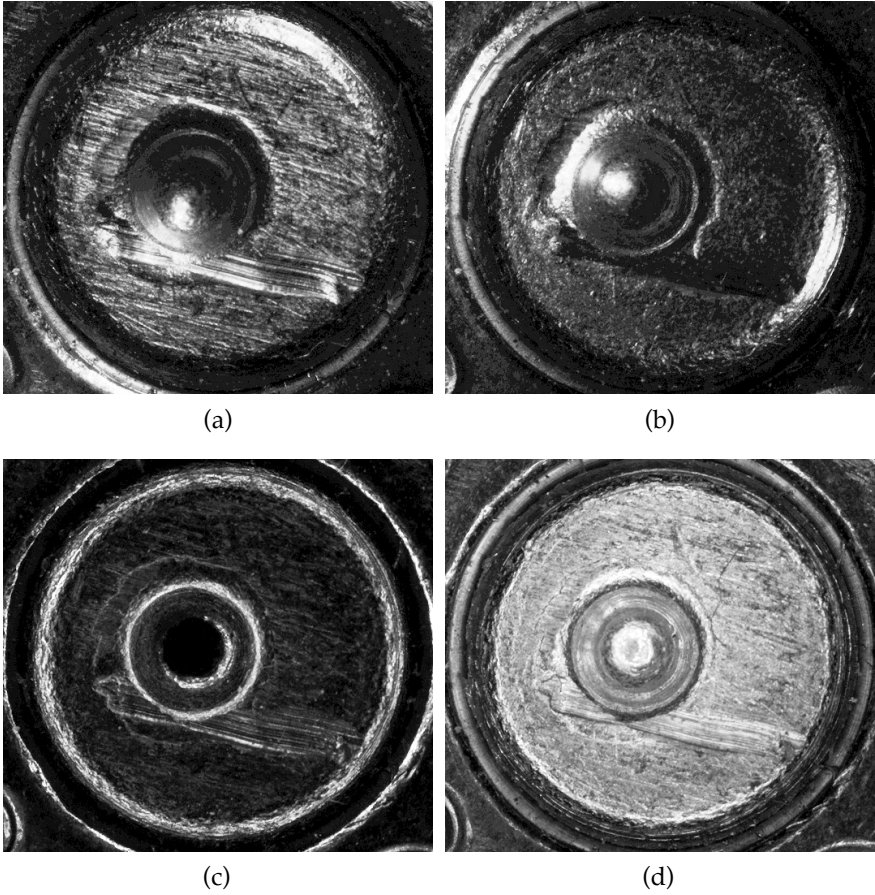


Abbildung 4.6: Zündhütchen im Hülsenboden einer Patronenhülse mit Schlagbolzenabdruck unter sektorförmiger Beleuchtung (a, b) sowie unter ringförmiger Beleuchtung (c, d).

5 Merkmalsextraktion

Bei der Oberflächensegmentierung liegt das Ziel der Merkmalsextraktion in der Berechnung ortsabhängiger Kenngrößen aus einer oder mehreren Beleuchtungsserien, welche die Oberfläche beschreiben und die eine Segmentierung derselben ermöglichen. Wie im Abschnitt 4.2 beschrieben wurde, enthält eine Beleuchtungsserie grundsätzlich mehr Informationen über die entsprechende Oberfläche als ein einzelnes Bild. Dennoch weisen die Bilder der Serie im Allgemeinen erhebliche Redundanzen auf. Das Ziel der Merkmalsextraktion ist es, diese Redundanzen zu verringern und somit die Information zu verdichten. Die unterschiedlichen Methoden der Merkmalsextraktion sind zudem geeignet, jeweils bestimmte Oberflächeneigenschaften hervorzuheben. Die Wahl des Merkmals hängt deshalb im Wesentlichen vom gewünschten Segmentierungsziel ab.

In diesem Kapitel werden sowohl modellbasierte als auch stochastische Verfahren zur Merkmalsextraktion vorgestellt und anschließend bezüglich ihrer Eigenschaften verglichen.

5.1 Bild einer diffus beleuchteten Oberfläche

Eine diffuse Beleuchtung entspricht einer additiven Überlagerung aller möglichen Punktlichtquellen im Beleuchtungsraum. Im Idealfall, bei entsprechender Beleuchtungsrichtung, bietet eine gerichtete Beleuchtung lokal einen höheren Kontrast als eine diffuse Beleuchtung. Allerdings kann mit Hilfe einer diffusen Beleuchtung sichergestellt werden, dass alle Orte der Oberfläche beleuchtet werden. Der gemessene Grauwert ist dann ein guter Schätzwert für die Reflektanz der Oberfläche. In dieser Arbeit werden Bilder diffus beleuchteter Oberflächen mit herkömmlichen Verfahren segmentiert und sowohl qualitativ als auch quantitativ mit Segmentierungsergebnissen aus Beleuchtungsserien verglichen.

5.2 Lokale Richtung

Ein sehr anschauliches Merkmal ist die lokale Richtung der Oberfläche, die z. B. durch den Normalenvektor $\mathbf{n}(\mathbf{x})$ als Funktion des Ortes beschrieben werden kann. Damit kann die Oberfläche in Segmente gleicher oder – innerhalb einer vorgegebenen Schwelle – ähnlicher Richtung unterteilt werden.

Im einfachsten Fall kann die lokale Richtung mit Hilfe des Fotometrischen Stereos ermittelt werden [Woo80]. Dieses Verfahren setzt in seiner ursprünglichen Formulierung eine Lambert'sche Oberfläche voraus. In diesem Fall ist der Grauwert für einen Ort \mathbf{x} abhängig vom normierten Beleuchtungsvektor \mathbf{b} und der Oberflächennormalen $\mathbf{n}(\mathbf{x})$.

$$g(\mathbf{x}) = k \cdot \rho(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{b}^T(\mathbf{x}) \mathbf{n}(\mathbf{x}). \quad (5.1)$$

Gesucht sind die Reflektanz $\rho(\mathbf{x})$ und die Koordinaten der Oberflächennormale $\mathbf{n}(\mathbf{x})$. Aus einer Beleuchtungsserie, bestehend aus I Bildern, kann ein lineares Gleichungssystem aufgestellt werden, dessen Lösung, falls existent, die gesuchten Parameter ergibt. Hierfür werden die einzelnen Werte eines Intensitätssignals zu einem Vektor zusammengefasst:

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = (g(\mathbf{x}, \omega_1), \dots, g(\mathbf{x}, \omega_I))^T. \quad (5.2)$$

Die dazugehörigen Beleuchtungsrichtungen werden mit dem Faktor k , in einer Matrix \mathbf{B} dargestellt:

$$\mathbf{B}(\mathbf{x}) = k \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{b}_0^T(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \mathbf{b}_{I-1}^T(\mathbf{x}) \end{pmatrix}. \quad (5.3)$$

Damit lässt sich für jedes Pixel, und damit für jeden Ort \mathbf{x} der Oberfläche, ein Gleichungssystem aufstellen:

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \rho(\mathbf{x}) \mathbf{B}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}). \quad (5.4)$$

Die gesuchten Parameter der Oberfläche am Ort \mathbf{x} können durch die Auf-

lösung des Gleichungssystems bestimmt werden:

$$\mathbf{n}' := \rho(\mathbf{x})\mathbf{n}(\mathbf{x}) = \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x})\mathbf{g}(\mathbf{x}), \quad (5.5)$$

$$\rho(\mathbf{x}) = \|\mathbf{n}'\|, \quad \mathbf{n} = \frac{\mathbf{n}'}{\|\mathbf{n}'\|}. \quad (5.6)$$

Die Matrix $\mathbf{B}(\mathbf{x})$ ist invertierbar, wenn mindestens drei Beleuchtungsvektoren linear unabhängig sind, d. h. nicht in einer Ebene liegen. Kann von einer ortsunabhängigen Reflektanzfunktion $\rho(\mathbf{x}) = \rho$ ausgegangen werden, so genügt eine Beleuchtungsserie aus zwei Bildern für die Rekonstruktion der örtlichen Oberflächennormalen [Woo80]. Je größer der Umfang der zur Verfügung stehenden Beleuchtungsserie, desto höher die Genauigkeit. Mit steigender Anzahl von Beleuchtungsrichtungen kann auch das Problem der Abschattung einzelner Orte gelöst werden. Die Oberflächenrichtung kann vollständig ermittelt werden, wenn sichergestellt wird, dass jedes Oberflächenelement von mindestens drei Lichtquellen beleuchtet wird.

Viele reale Oberflächen weisen keine Lambert'sche Charakteristik auf. Deshalb existieren Erweiterungen, welche Fotometrisches Stereo an Oberflächen mit unbekanntem Reflexionseigenschaften ermöglichen. Tagare und deFigueiedo erweiterten die Methode auf bestimmte diffuse Oberflächen ohne Lambert'sches Reflexionsverhalten [Td91]. Nayar et al. modellieren das Reflexionsverhalten als eine Überlagerung einer Lambert'schen und einer ideal spiegelnden Komponente [NIK90]. Durch die Beleuchtung mit einem Beleuchtungsmuster stellt die gemessene Intensität eine Überlagerung beider Anteile dar. Damit konnte Fotometrisches Stereo an beliebigen, auch unbekanntem Oberflächen erreicht werden. Georghiades zeigte, wie Fotometrisches Stereo an realen Oberflächen mit Hilfe des Torrance-Sparrow-Modells realisiert werden kann [Geo03].

Im Folgenden wird eine einfache Methode vorgestellt, um die lokale Richtung einer Oberfläche mit unbekannter, ortsvarianter BRDF aus vergleichsweise wenigen Aufnahmen zu schätzen. Zum Einsatz kommen ein ringförmiges und ein sektorförmiges Beleuchtungsmuster, mit denen durch Variation der entsprechenden Beleuchtungsparameter eine Sektor- und eine Ringserie erstellt werden. Für jeden Ort stehen damit zwei Intensitätssignale $s_x(\phi)$ und $s_x(\theta)$ zur Verfügung. Durch Ermittlung des Beleuchtungswinkels, unter dem das Maximum im jeweiligen Intensitätssignal auftritt, kann die lokale Richtung geschätzt werden. Bei hybriden Oberflächen, die in vielen Fällen vorausgesetzt werden können, wird das

Maximum im Intensitätssignal in der Regel von der spiegelnden Komponente dominiert. Damit kann mittels des Reflexionsgesetzes die Richtung geschätzt werden.

Im Falle einer Sektorserie wird das Azimut des sektorförmigen Beleuchtungsmusters variiert. Ein Maximum entsteht, wenn das Azimut eines Oberflächenelements mit dem Azimut der Sektorserie übereinstimmt. Das ringförmige Beleuchtungsmuster wird bezüglich seines Elevationswinkels verändert.

Das Maximum eines Intensitätssignals lässt sich in guter Näherung durch die Phase der ersten Harmonischen des Intensitätssignals bestimmen. Für eine Sektorserie kann das Maximum mit folgender Gleichung ermittelt werden:

$$\phi_{\max}(\mathbf{x}) = \angle \mathcal{F}\{s_{\mathbf{x}}(\phi)\} \Big|_{f_{\phi}=1} = \angle \left\{ \sum_{i=0}^{I-1} s_{\mathbf{x}}(\phi_i) \cdot \exp\left(-j2\pi \frac{i}{I}\right) \right\}. \quad (5.7)$$

Das Maximum kann mit Hilfe dieser Interpolation einen Winkel annehmen, der zwischen zwei diskreten Beleuchtungswinkeln liegt. Entsprechend wird die Phase für die Ringserie $s_{\mathbf{x}}(\theta)$ bestimmt. Hierbei ist jedoch zu beachten, dass der Elevationswinkel einer Ringserie stets im Intervall $[0^\circ; 90^\circ]$ liegt. Der resultierende Phasenwinkel muss entsprechend skaliert werden.

Diese Methode liefert einen fehlerbehafteten Schätzwert für die lokale Richtung. Insbesondere werden nur Elevationswinkel bis 45° korrekt erfasst. Die Genauigkeit hängt zum einen von der Anzahl der Bilder in den Serien ab und zum anderen vom Relief der Oberfläche. Es werden nur Oberflächenelemente, deren Intensitätssignal durch ein Reflexionsmodell dargestellt werden kann, korrekt erfasst, wie in Abschnitt 4.2 erläutert wird. Zudem wird ein Messaufbau benötigt, der in der Lage ist, Sektor- und Ringserien aufzunehmen. Für viele Segmentierungsprobleme ist die Genauigkeit jedoch groß genug, wie in einem späteren Kapitel dieser Arbeit gezeigt wird. Der Vorteil für die praktische Anwendung liegt darin, dass aus relativ wenigen Aufnahmen Merkmale gewonnen werden können, die für eine Segmentierung vieler Strukturen ausreichen.

Eine genauere Schätzung der Oberflächennormalen kann mit einer Erweiterung der Methode von Nayar [NIK90] vorgenommen werden [LP07b]. Hierbei wird zunächst das lokale Azimut mit der oben beschriebenen Technik aus einer Sektorserie ermittelt. Anschließend wird für jedes

Azimet der Sektorserie im Intervall $[0^\circ; 180^\circ[$ eine weitere Beleuchtungsreihe aufgenommen. Hierfür wird der Elevationswinkel θ einer punktförmigen Beleuchtung im Intervall $[-90^\circ; 90^\circ]$ variiert. Auf diese Weise steht an jedem Ort der Oberfläche ein Intensitätssignal zur Verfügung, bei dem näherungsweise die lokale Richtung \mathbf{n} , der Beleuchtungsvektor \mathbf{b} und der Beobachtungsvektor \mathbf{o} in einer Ebene liegen. Damit kann neben dem Elevationswinkel auch das Reflexionsverhalten durch Kurvenanpassung mit einer definierten Genauigkeit beschrieben werden, wie in Abschnitt 4.3 erläutert wird.

5.3 Schätzung der Reflexionseigenschaften

Das Reflexionsverhalten einer Oberfläche wird, wie in Abschnitt 3.7 erläutert, durch die BRDF beschrieben. Der Aufwand für eine exakte Vermessung der BRDF ist für eine praktische Segmentierungsanwendung selten lohnenswert. Bei der Segmentierung geht es darum, zwei oder mehrere unterschiedlich reflektierende Bereiche bezüglich deren Reflexionseigenschaften zu unterscheiden. Die Messung muss daher nur so genau sein, dass eine Unterscheidung der gewünschten Bereiche möglich wird. Dies erfordert allerdings Vorwissen über die zu erwartende Beschaffenheit der unterschiedlichen Oberflächen, um eine geeignete Beleuchtungsstrategie mit einer möglichst geringen Anzahl von Bildern wählen zu können.

Die Extraktion von Merkmalen aus den Rohdaten erfordert ein Verständnis des Reflexionsvorgangs oder ein Reflexionsmodell der Oberfläche. Als Grundlage dient hierbei das in Abschnitt 3.8.2 vorgestellte Torrance-Sparrow-Modell. Alternativ kann jedes andere Modell verwendet werden. Zur Gewinnung von Merkmalen stehen sich zwei Ansätze gegenüber: ein modellbasierter und ein heuristischer Ansatz. Beide werden im Folgenden ausführlich erklärt.

5.3.1 Modellbasierter Ansatz

In den hier vorgestellten Methoden wird nur die Streukeule um die Richtung idealer Reflexion berücksichtigt. Die Lambert'sche Komponente wird somit vernachlässigt. Demnach ergibt sich das folgende vereinfachte Re-

flexionsmodell:

$$g(\mathbf{x}) \propto \kappa_{\text{sp}} \frac{L_i d\Omega_i}{\cos \vartheta_n} \exp \left\{ -\frac{\delta^2}{2\sigma_\delta^2} \right\}. \quad (5.8)$$

Die Parameter des Torrance-Sparrow-Modells dienen als Merkmale: der Winkel, unter dem das Maximum auftritt, die Reflektanz sowie die Breite der Streukeule. An jedem Ort der Oberfläche können diese Parameter aus einem durch eine geeignete Beleuchtungsstrategie gewonnenen Intensitätssignal geschätzt werden. Eine Möglichkeit zur Gewinnung geeigneter Intensitätssignale nach [NIK90] wurde im vorhergehenden Abschnitt 5.2 beschrieben. Für die Parameterschätzung wird mit Hilfe eines Optimierungsverfahrens die Modellkurve an ein Intensitätssignal angepasst, indem der Parametersatz des Modells so lange variiert wird, bis die Abweichung eine gewünschte Schwelle unterschreitet oder bis eine maximale Anzahl von Iterationen erreicht wurde. Ein bekanntes, in dieser Arbeit verwendetes Verfahren ist der Levenberg-Marquardt-Algorithmus [MNT04]. Er wurde bereits erfolgreich für die Schätzung von Parametern von Reflexionsmodellen eingesetzt [Lov97]. Love verwendet in seiner Dissertation eine natürliche Beleuchtung durch Sonnenlicht.

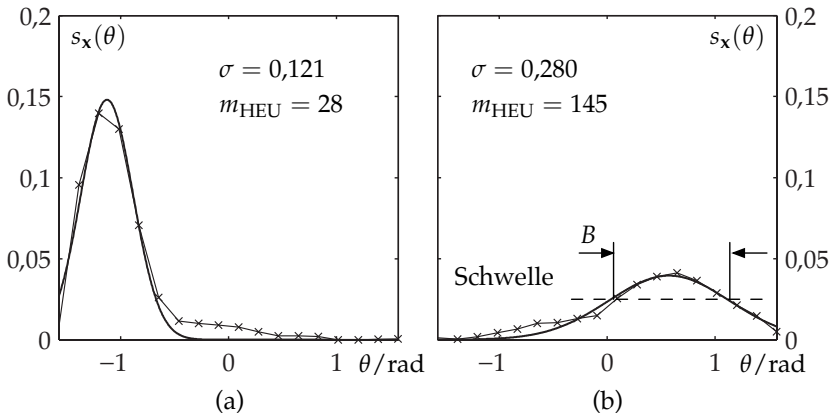


Abbildung 5.1: Beispiel für die Ermittlung der Modellparameter mit Hilfe des Levenberg-Marquardt-Algorithmus. Die dicke Linie zeigt die angepasste Kurve, die Symbole (\times) markieren die gemessenen Grauwerte zweier verschieden rauhen metallischen Oberflächen.

In den im Folgenden aufgeführten Anwendungsbeispielen wird die Breite σ der Streukeule als Maß für die Streuung der Spiegelung verwendet. Je enger das Maximum des Intensitätssignals, desto mehr ähnelt das Oberflächenelement einem idealen Spiegel. Ein breites Maximum hingegen deutet auf eine starke Streuung des Lichts hin. Abbildung 5.1 zeigt zwei Beispiele für angepasste Funktionen mit den auf diese Weise ermittelten Parametern.

5.3.2 Heuristischer Ansatz

Die Breite des Maximums eines Intensitätssignals kann auch heuristisch ermittelt werden. Ein einfacher Ansatz stellt den Maximalwert in Relation zur Breite des Maximums in Höhe einer Grauwertschwelle:

$$m_{\text{HEU}} = \frac{B}{\max s_x(\theta)}. \quad (5.9)$$

Abbildung 5.1(b) zeigt die Breite B als den Abstand der beiden Schnittpunkte zwischen Schwelle und Intensitätssignal. Die Ermittlung der Schnittpunkte erfordert im Allgemeinen das Wissen über den Kurvenverlauf zwischen den diskreten Abtastpunkten. Eine schnelle Möglichkeit zur Gewinnung einer Kurve wäre, eine lineare Interpolation zu verwenden. In den später gezeigten Segmentierungsbeispielen wurde dieser Algorithmus nochmals vereinfacht, indem B auf die Anzahl der oberhalb der Schwelle liegenden Abtastpunkte gesetzt wurde.

5.3.3 Vergleich der Methoden

Der modellbasierte Ansatz verspricht genauere Ergebnisse, wenn die Oberfläche in guter Näherung durch das gewählte Reflexionsmodell ausgedrückt werden kann. Der Nachteil ist ein hoher Rechenaufwand, der mit dem Optimierungsprozess einhergeht. Hierbei handelt es sich um Berechnungen, die für jeden Ort der Oberfläche unabhängig durchgeführt werden müssen. Somit ist dieser Algorithmus parallelisierbar und bestens für eine beschleunigte Verarbeitung durch moderne Hardware geeignet [MLPK05]. Vor allem bei Oberflächen mit stark variierenden Strukturgrößen tritt der Fall auf, dass die Mikrostruktur in der Größenordnung einzelner Oberflächenelemente liegt (vgl. Abschnitt 4.2). In diesem Fall sind die

Voraussetzungen für eine modellbasierte Berechnung nicht mehr erfüllt. Einzelne Intensitätssignale müssen deshalb aussortiert werden.

Das heuristische Verfahren ist deutlich robuster gegenüber ungünstigen Verhältnissen zwischen Strukturgröße und Oberflächenelement. Zudem führt die einfache Berechnung des Merkmals zu keinen nennenswerten Verzögerungen bei der Auswertung.

Ein für die Praxis sehr vielversprechender Ansatz zur Schätzung der Oberflächeneigenschaften wurde vor kurzem von Hertzmann und Seitz veröffentlicht [HS05]. Mit ihrer Methode ist es möglich, Oberflächen mit beliebiger BRDF zu messen, ohne Vorwissen über die Lage der Beleuchtung zu besitzen. Als Grundlage verwenden die Autoren eine Support Vector Machine zur Klassifikation der Intensitätssignale. Die Methode bedingt allerdings ein Training des Klassifikators. Damit müssen alle Oberflächen, deren Reflexionseigenschaften auf diese Weise bestimmt werden sollen, a priori bekannt sein.

5.4 Strukturbedingte Merkmale

Die in den Abschnitten 5.2 und 5.3 vorgestellten modellgestützten Verfahren zur Merkmalsextraktion stellen bestimmte Anforderungen an das Verhältnis zwischen Strukturgröße und der Größe eines Oberflächenelements. Es wird angenommen, dass einem Oberflächenelement eine eindeutige Vorzugsrichtung zugeordnet werden kann. Ändert sich die Richtung der Oberfläche deutlich innerhalb eines Oberflächenelements, so ist die unmittelbare Anwendung der Reflexionsmodelle nicht mehr möglich. Eine bekannte systematische Änderung der lokalen Oberflächenrichtung, wie sie bei einer Riefenstruktur der Fall ist, ermöglicht die Modellierung der zu erwartenden Intensitätssignale. Die Größe eines Oberflächenelements und die Strukturgröße müssen dazu in einem günstigen Verhältnis stehen, d. h. ein Oberflächenelement muss mindestens zwei Flanken einer Riefe überdecken. Ist dies der Fall, so entstehen Intensitätssignale, wie sie exemplarisch in Abbildung 5.2(a,b) abgebildet sind. Die Bildserie wurde mit einem sektorförmigen Beleuchtungsmuster aufgenommen, das 360° um die Oberfläche bewegt wurde. Ein Maximum im Intensitätssignal tritt dann auf, wenn das auftreffende Licht durch eine der beiden Flanken direkt in die Kamera reflektiert wird. Dies ist der Fall, wenn das Azimut der Beleuchtung im Winkel von 90° zur Richtung der Riefen steht. Die entge-

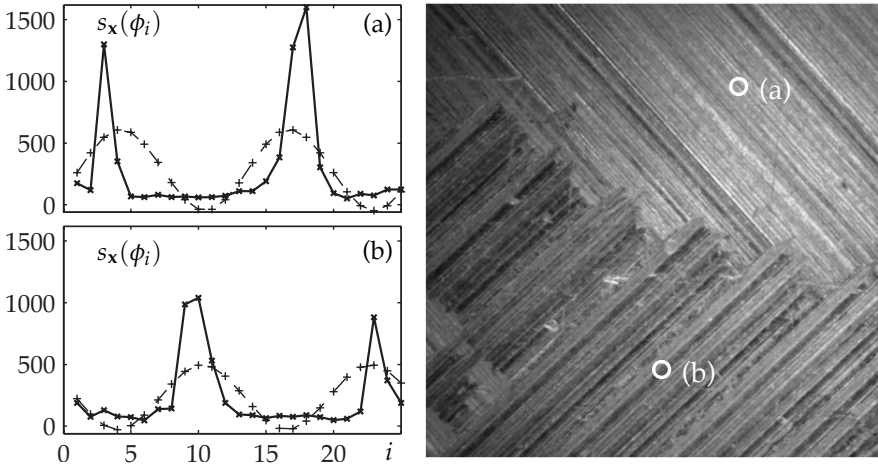


Abbildung 5.2: Aufnahme einer diffus beleuchteten Oberfläche aus Aluminium mit unterschiedlich orientierten Riefen. Die beiden Graphen a) und b) zeigen die Intensitätssignale der markierten Orte, an denen die Riefen eine unterschiedliche Richtung aufweisen. Die zweite harmonische Schwingung der DFT der Intensitätssignale ist jeweils als frakturierte Linie eingezeichnet.

gengesetzte Flanke reflektiert maximal, wenn das Azimut der Beleuchtung um 180° weitergedreht wird.

Der Effekt ist in Abb. 5.3 gut zu erkennen, in der die Einzelbilder einer Beleuchtungsserie der in Abb. 5.2 abgebildeten Oberfläche gezeigt werden.

Die Position der beiden Maxima in Abb. 5.2(a,b) hängt linear von der Orientierung der jeweiligen Riefe ab und stellt somit ein geeignetes Merkmal zur Unterscheidung der lokalen Riefenorientierung dar. Die Position der Maxima kann mit Hilfe der Diskreten Fouriertransformation der Intensitätssignale geschätzt werden. Die zweite harmonische Schwingung der DFT enthält ebenfalls zwei Maxima im Abstand von 180° . Die Phase der zweiten Harmonischen bestimmt deren Verschiebung bezüglich des Ursprungs und ist somit ein Maß für die Lage der beiden Maxima. Daraus lässt sich ein Merkmal zur Riefenorientierung ableiten:

$$m_{\text{RO}}(\mathbf{x}) = \angle \mathcal{F}\{s_{\mathbf{x}}(\phi)\} \Big|_{f_{\phi}=2} = \angle \left\{ \sum_{i=0}^{I-1} s_{\mathbf{x}}(\phi_i) \cdot \exp\left(-j2\pi \frac{2 \cdot i}{I}\right) \right\}. \quad (5.10)$$

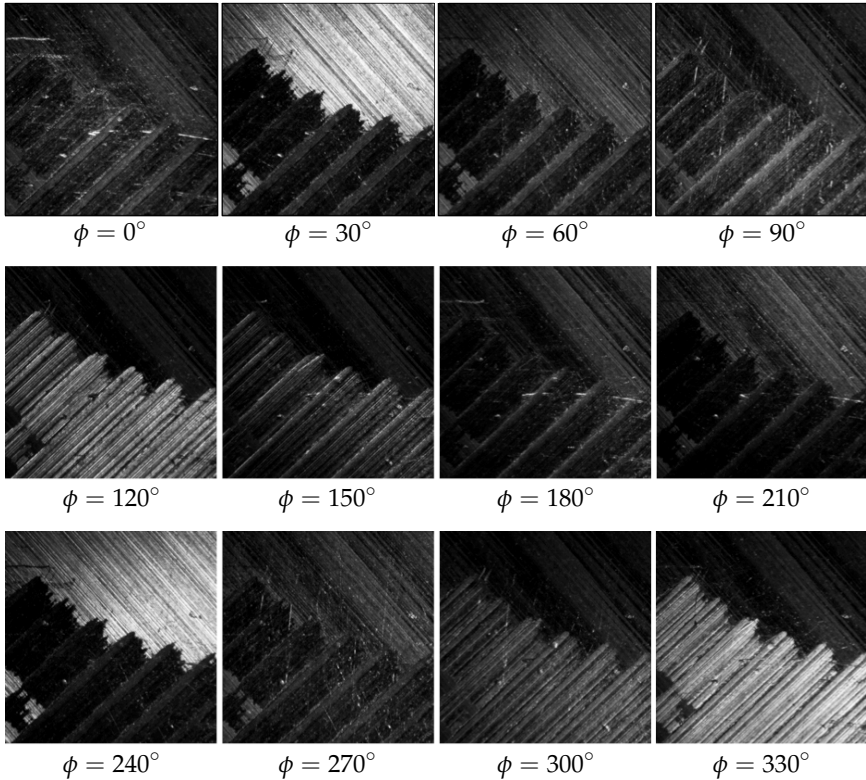


Abbildung 5.3: Einzelbilder der Beleuchtungsserie einer Textur mit unterschiedlich orientierten Riefen. Für die Aufnahme wurde ein sektorförmiges Beleuchtungsmuster bezüglich seines Azimuts ϕ variiert. Die Pixel weisen in der Regel zwei Grauwertmaxima im Abstand von ca. 180° auf.

Die mit der Methode detektierte zweite Harmonische wurde in den Abbildungen 5.2(a) und 5.2(b) mit frakturierter Linie über die Intensitätssignale gezeichnet.

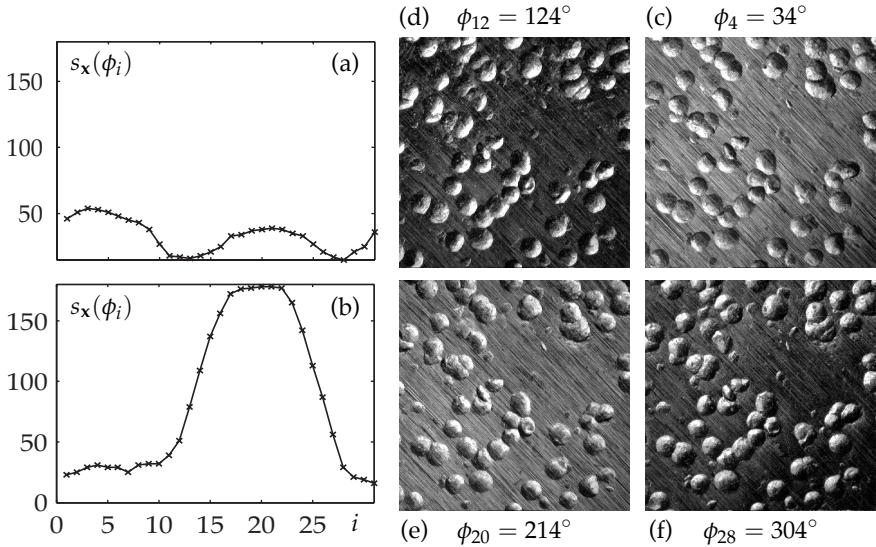


Abbildung 5.4: Vier Bilder der Beleuchtungsserie einer kugelgestrahlten Oberfläche mit Riefen (c)-(f). Die beiden Intensitätssignale stammen von einer Riefe (a) und einem Krater (b).

Eine weiteres strukturbedingtes Merkmal wurde von Puente León zur Segmentierung einer kugelgestrahlten Oberfläche [Pue01a, Pue01b] vorgestellt. Ziel ist die Segmentierung von Kugelkratern einer kugelgestrahlten Oberfläche mit Riefentextur. Als Beleuchtungsstrategie wird, wie oben beschrieben, eine Variation bezüglich des Azimuts mit einer punktförmigen oder einer sektorförmigen Beleuchtung realisiert. Orte der Oberfläche mit Riefentextur weisen, wie bereits erläutert wurde, ein typisches Intensitätssignal mit zwei Maxima auf, die durch die Reflexion des Lichts an den beiden Flanken einer Riefe entstehen Abb. 5.4(a). Die Makrostruktur im Bereich eines Einschlagkraters der Kugeln ist in guter Näherung deutlich größer als ein Oberflächenelement. Damit besitzt das entsprechende Intensitätssignal in der Regel nur ein dominantes Maximum Abb. 5.4(b). Abbildung 5.4(c-f) zeigt zudem vier einzelne Bilder der Beleuchtungsserie

einer kugelgestrahlten Oberfläche. Bei einer Beleuchtung unter einem Azimut, das in etwa senkrecht auf der Riefenrichtung steht, wie in Abb. 5.4(c) und Abb. 5.4(e), reflektieren die Riefen mehr Licht in die Kamera als bei Beleuchtung unter einem Azimut parallel zur Riefenrichtung, Abb. 5.4(d) und Abb. 5.4(f). Die qualitative Beobachtung der Unterschiede in den Intensitätssignalen von Riefen und Kratern kann zu einem aussagekräftigen Merkmal verdichtet werden. Verwendet wird wiederum die Diskrete Fouriertransformation der Intensitätssignale. Die erste Harmonische dominiert bei Signalen mit einem Maximum, während die zweite Harmonische bei Signalen mit zwei Maxima besonders ausgeprägt ist. Das normierte Verhältnis der beiden Absolutbeträge der ersten und zweiten Harmonischen kann als Merkmal für die Segmentierung der Einschlagkrater verwendet werden:

$$m_{\text{KG}}(\mathbf{x}) = \frac{|\mathcal{S}(\mathbf{x}, f_\phi = 1)|}{|\mathcal{S}(\mathbf{x}, f_\phi = 1)| + |\mathcal{S}(\mathbf{x}, f_\phi = 2)|}. \quad (5.11)$$

Hierbei bezeichnet \mathcal{S}_x die Fouriertransformierte eines Intensitätssignals am Ort \mathbf{x} :

$$\mathcal{S}(\mathbf{x}, f_\phi) = \mathcal{F}\{s_x(\phi)\} = \sum_{i=0}^{I-1} s_x(\phi_i) \cdot \exp\left(-j2\pi \frac{i \cdot f_\phi}{I}\right). \quad (5.12)$$

5.5 Merkmale aus der Statistik zweiter Ordnung

Die bisher vorgestellten, modellbasierten Merkmale haben den Nachteil, dass für deren Verwendung Randbedingungen der zu Grunde liegenden Modelle erfüllt sein müssen, die in den jeweiligen Abschnitten ausführlich erläutert werden. Eine mögliche Alternative ist die Verwendung statistischer Merkmale. In diesem Abschnitt wird exemplarisch eine wichtige Methode der Texturanalyse verwendet und für die Strukturanalyse von Oberflächen auf der Grundlage von Beleuchtungsserien erweitert. Damit steht ein Verfahren zur Verfügung, das sowohl Merkmale durch Auswertung einer örtlichen Nachbarschaft erzeugen kann als auch Merkmale, die nur vom Intensitätssignal eines Ortes abhängen und dadurch eine ortsgenaue Segmentierung ermöglichen.

5.5.1 Die Cooccurrence-Matrix

In der Bildverarbeitung finden Merkmale der deskriptiven Statistik zweiter Ordnung in der Texturanalyse, aber auch bei der Segmentierung von Bildern, Anwendung. Ein bekanntes und vielfach bewährtes Verfahren beruht auf Cooccurrence-Matrizen, welche vor allem von Haralick für den Einsatz in der Texturanalyse eingehend untersucht worden sind [HDS73, HS92]. Der englischen Wortbedeutung entsprechend werden hierbei in einer Matrix die Häufigkeiten von Kombinationen benachbarter Grauwerte dargestellt. Abbildung 5.5 zeigt ein Grauwertbild in vier

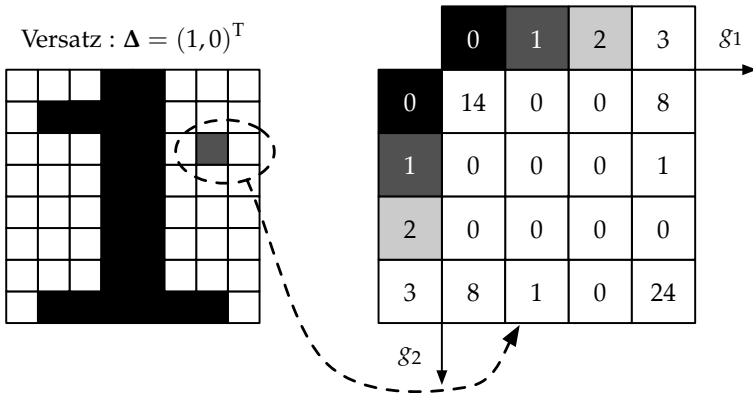


Abbildung 5.5: Aufbau einer 2d-Cooccurrence-Matrix am Beispiel eines mit 2-bit quantisierten Grauwertbildes.

Quantisierungsstufen. Die dazugehörige Cooccurrence-Matrix $C_{\Delta}(g_1, g_2)$ enthält die absolute Häufigkeit der Grauwertkombinationen g_1 und g_2 :

$$C_{\Delta}(g_1, g_2) = \sum_x \sum_y \delta_{g(x,y)}^{g_1} \cdot \delta_{g(x+\Delta x, y+\Delta y)}^{g_2}, \quad (5.13)$$

mit dem Kroneckerdelta

$$\delta_b^a := \begin{cases} 1 & \text{für } a = b \\ 0 & \text{für } a \neq b \end{cases}. \quad (5.14)$$

Mittels des Versatzes $\Delta = (\Delta x, \Delta y)^T$, der in Abb. 5.5 $(1,0)^T$ beträgt, wird die Geometrie der Grauwertenachbarschaft festgelegt. Der Grauwert g_2 ist

im vorliegenden Beispiel der rechte Nachbar des Grauwertes g_1 . Exemplarisch sind ein Grauwertepaar, das in diesem Bild nur einmal vorkommt, sowie dessen Eintrag in der Cooccurrence Matrix in Abb. 5.5 markiert.

Die Cooccurrence-Matrix stellt einen Zwischenschritt dar. Aus dem resultierenden Histogramm werden Merkmale abgeleitet, welche die Struktur der Oberfläche beschreiben. Im Folgenden werden fünf Merkmale vorgestellt, die im Rahmen dieser Dissertation verwendet werden. Das Merkmal *Kontrast* ist das Trägheitsmoment der Cooccurrence-Matrix entlang der Hauptachse. Die Einträge der Matrix werden gewichtet und aufsummiert:

$$m_{\text{CON}} = \sum_{g_1=0}^{g_{\text{max}}} \sum_{g_2=0}^{g_{\text{max}}} (g_1 - g_2)^2 C_{\Delta}(g_1, g_2). \quad (5.15)$$

Die Gewichtung $(g_1 - g_2)^2$ ist ein Maß für die Unterschiedlichkeit der beiden benachbarten Grauwerte. Die Einträge auf der Diagonalen der Matrix werden mit 0 gewichtet, d. h. sie tragen nicht zum Ergebnis bei, denn in diesem Fall weisen die beiden benachbarten Pixel den gleichen Grauwert auf und es liegt kein Kontrast vor. Je weiter die Einträge von der Diagonalen entfernt sind, desto größer ist der Kontrast und desto größer fällt die Gewichtung aus.

Ein weiteres Kontrastmerkmal ist die *Homogenität*. Die Gewichtung erfolgt hierbei invers zum Merkmal „Kontrast“:

$$m_{\text{HOM}} = \sum_{g_1=0}^{g_{\text{max}}} \sum_{g_2=0}^{g_{\text{max}}} \frac{C_{\Delta}(g_1, g_2)^2}{1 - (g_1 - g_2)^2}. \quad (5.16)$$

Dadurch nimmt der Wert des Merkmals seinen maximalen Wert an, wenn alle benachbarten Pixel identische Grauwerte aufweisen, d. h. eine homogene Textur vorhanden ist.

Das Merkmal *Angular Second Moment* ist ein Maß für die Ordnung innerhalb des Bildausschnittes:

$$m_{\text{ASM}} = \sum_{g_1=0}^{g_{\text{max}}} \sum_{g_2=0}^{g_{\text{max}}} C_{\Delta}(g_1, g_2)^2. \quad (5.17)$$

Der Name des Merkmals stammt aus der Physik und ist mit der formalen Ähnlichkeit zur Darstellung der Winkelbeschleunigung begründet.

Das Merkmal *Maximum Probability* gibt den größten auftretenden Eintrag der Cooccurrence-Matrix wieder:

$$m_{\text{MAX}} = \max_{g_1, g_2} C_{\Delta}(g_1, g_2). \quad (5.18)$$

Das Merkmal nimmt dann einen großen Wert an, wenn eine Kombination von Grauwerten besonders häufig auftritt, wie es beispielsweise in periodischen Mustern der Fall ist.

Mit dem χ^2 -Test kann der Grad der statistischen Abhängigkeit zweier Zufallsvariablen überprüft werden. Angewendet auf eine Cooccurrence-Matrix entwickelten Zucker und Terzopoulos ein Maß für die Abhängigkeit der beiden Grauwerte g_1 und g_2 [ZT80]:

$$m_{\chi^2} = \sum_{g_1=0}^{g_1^{\max}} \sum_{g_2=0}^{g_2^{\max}} \frac{C_{\Delta}(g_1, g_2)^2}{c_{g_1} \cdot r_{g_2}}. \quad (5.19)$$

Hierbei bedeutet c_{g_1} die Summe der Matrixeinträge aus Spalte g_1 und r_{g_2} ist entsprechend die Summe über die Zeile g_2 .

In der Literatur sind weitere Merkmale beschrieben, unter anderem Entropie, Mittelwert, Varianz, Korrelation und Cluster Tendency (Tendenz zur Clusterbildung) [HS92, DCA79, Wag99]. Allerdings sind diese Merkmale zum Teil stark untereinander korreliert, weshalb an dieser Stelle eine Auswahl getroffen wurde.

5.5.2 Erweiterung auf Beleuchtungsserien

Kurani et al. präsentierten eine Erweiterung der Cooccurrence-Matrix für Volumendaten, die aus CT-Aufnahmen gewonnen wurden [KXFSR04]. Ebenso können Cooccurrence-Matrizen aus Beleuchtungsserien gewonnen werden und stellen damit eine interessante Möglichkeit zur Merkmalsgewinnung für die Segmentierung von Oberflächen dar [LSP07]. Abbildung 5.6 zeigt eine Beleuchtungsserie als einen Stapel von Bildern der gleichen Oberfläche unter variabler Beleuchtung. Als Beleuchtungswinkel wird hier allgemein $\omega_i = (\phi, \theta)^T$ verwendet. Je nach Beleuchtungsstrategie kann sich die Variation der Beleuchtungsrichtung auf das Azimut ϕ bzw. den Elevationswinkel θ beschränken, weshalb in diesen Fällen die entsprechenden Symbole verwendet werden. Durch die dritte Dimension erweitern sich auch die Möglichkeiten der Nachbarschaftsanalyse. Der

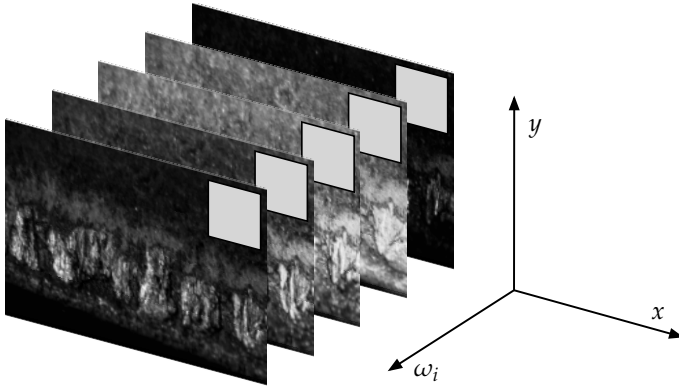


Abbildung 5.6: Berechnung einer lokalen 3D-Cooccurrence-Matrix aus einer Bilderserie. Die markierten Bereiche symbolisieren die Fenster, innerhalb denen Grauwerte für die Berechnung der Matrix entnommen werden.

Parameter „Versatz“ erhält eine zusätzliche Komponente für die Beleuchtungsrichtung: $\Delta = (\Delta x, \Delta y, n \cdot \Delta \omega)^T$. Die 3d-Cooccurrence-Matrix wird aus allen Bildern der Serie generiert:

$$C_{\Delta}(g_1, g_2) = \sum_x \sum_y \sum_{\omega_i} \delta_{g(x,y,\omega_i)}^{g_1} \cdot \delta_{g(x+\Delta x, y+\Delta y, \omega_i+n \cdot \Delta \omega)}^{g_2} \quad (5.20)$$

5.5.3 3d-Cooccurrence-Methode zur Oberflächensegmentierung

Die Cooccurrence-Matrix wurde ursprünglich für die Texturanalyse entwickelt. Unter einer Textur wird in der Bildverarbeitung ein deterministisch oder stochastisch beschreibbares Grauwertemuster verstanden, das eine gewisse Regelmäßigkeit aufweist. Die Texturen im Bild einer Oberfläche werden von zwei Faktoren beeinflusst: von der Oberflächenstruktur und von der örtlich variierenden Reflektanz (der Einfärbung). Als Oberflächenstruktur wird im Folgenden das Höhenprofil oder das Relief der Oberfläche bezeichnet. Bei der Aufnahme einer Oberflächenstruktur entsteht aufgrund der unterschiedlichen Richtung benachbarter Oberflächenelemente, beeinflusst durch den Einfallswinkel des Lichts und den Schattwurf, ein Intensitätsmuster, das mit der Beleuchtungsrichtung variiert.

Lokale Texturmerkmale in den Bildern der Serie einer Oberfläche kön-

nen für die Segmentierung verwendet werden. Chen und Pavlidis zeigten, wie Merkmale aus Cooccurrence-Matrizen erfolgreich für die Segmentierung einzelner Bilder genutzt werden können [CP79].

Die Segmentierung eines Bildes erfordert eine lokale Untersuchung der Textur. Mit Hilfe eines Fensters $W_x(k, l, \omega_i)$ wird ein Ausschnitt der Größe $L_x \times L_y$ Pixel des i -ten Bildes der Beleuchtungsserie untersucht:

$$W_x(k, l, \omega_i) = \left\{ g(x+k, y+l, \omega_i); k = -\frac{L_x}{2}, \dots, \frac{L_x}{2}; l = -\frac{L_y}{2}, \dots, \frac{L_y}{2} \right\}. \quad (5.21)$$

Abbildung 5.5 zeigt ein solches Fenster in jedem Bild der Serie. Um ein Merkmalsbild aus der Beleuchtungsserie zu generieren, wird die Fensterfunktion simultan über alle Bilder der Serie sukzessiv an jeden möglichen Ort \mathbf{x} verschoben. Aus allen Fenstern der Serie wird anschließend mit Hilfe der 3d-Cooccurrence-Matrix ein Merkmal $m(\mathbf{x})$ für jeden dieser Orte gebildet. Der entscheidende Parameter ist hierbei die Dimensionierung des Fensters. Soweit nicht anders angegeben, soll die Größe des Fensters in beiden Raumrichtungen identisch sein, d. h. es gilt: $L := L_x = L_y$. Je größer das Fenster ist, desto größer ist die Stichprobe für die Merkmalsbildung und desto besser können Bereiche mit unterschiedlichen Strukturen unterschieden werden. Voraussetzung dafür ist, dass die Oberflächenstruktur innerhalb des Fensters homogen ist. An der Grenze zweier Strukturen kann ein Fenster beide Bereiche überdecken. Mit steigender Fenstergröße sinkt somit die örtliche Genauigkeit der Segmentierung.

5.5.4 Unterschiede zwischen einer 2d- und einer 3d-Cooccurrence-Analyse

Von besonderer Bedeutung ist die Interpretation der Ergebnisse der 3d-Cooccurrence-Matrix für die Oberflächensegmentierung. Aus Verwendung einer Beleuchtungsserie zur Generierung der 3d-Cooccurrence-Matrizen ergeben sich zwei wichtige Fragen:

1. Wie wirkt sich eine Beleuchtungsserie auf die Cooccurrence-Matrix aus?
2. Welche Bedeutung hat ein Versatz in die Richtung der Beleuchtungsänderung $\Delta\omega$?

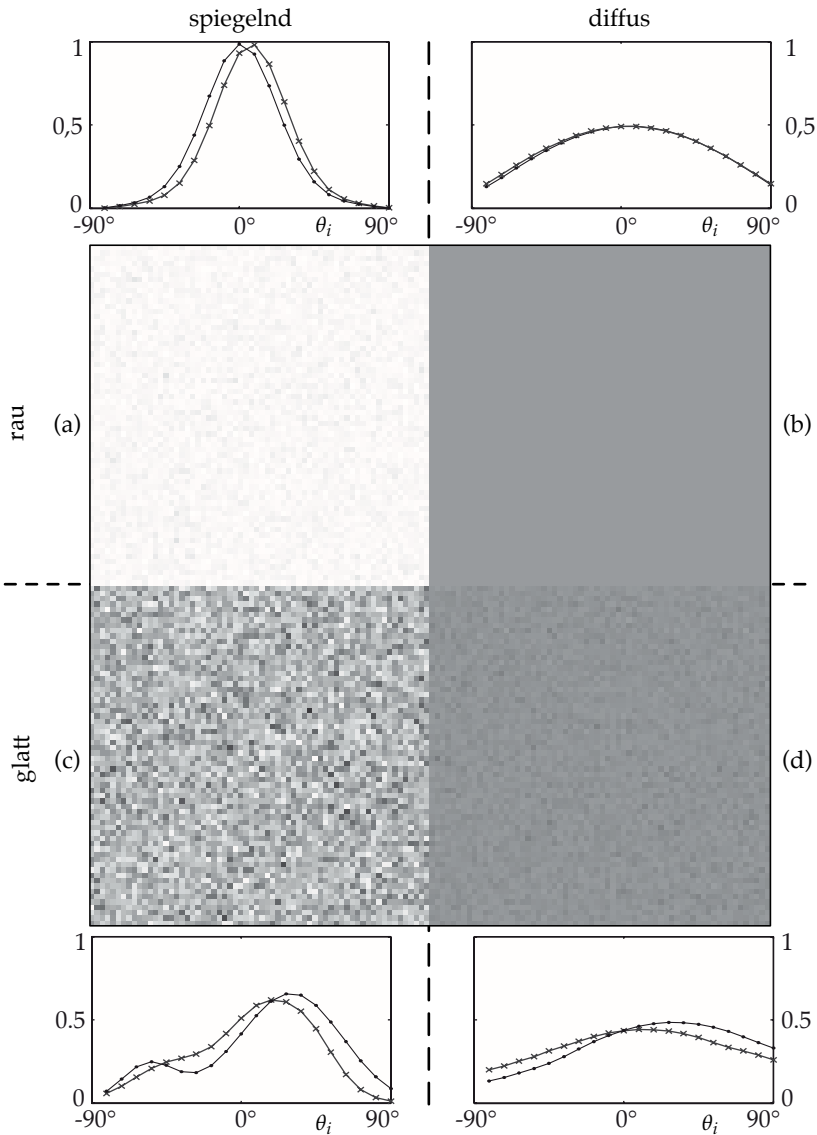


Abbildung 5.7: Einzelbild der Beleuchtungsserie einer simulierten Oberfläche mit vier Bereichen, die sich in ihrer Oberflächeneigenschaft unterscheiden. Oberhalb und unterhalb der Bereiche sind die Intensitätssignale zweier benachbarter Orte abgebildet. Der Bereich (a) ist glatt und spiegelnd, (b) ist glatt und diffus reflektierend, (c) ist rau und spiegelnd, (d) ist rau und diffus.

Um diese Problematik näher untersuchen zu können, wurde eine simulierte Oberfläche, die in Abb. 5.7 gezeigt wird, mit vier unterschiedlichen Bereichen analysiert. Diese Oberfläche, die mit Hilfe des Torrance-Sparrow-Modells erzeugt wurde, simuliert zwei Extrema im Makromodell (glatt vs. rau) sowie zwei Extrema im Mikromodell (diffus reflektierend vs. stark spiegelnd). Die Intensitätssignale zweier benachbarter Orte der Oberfläche sind oberhalb bzw. unterhalb der entsprechenden Bereiche dargestellt. Bei hoher Rauheit variieren die beiden Kurven stärker als die Kurven der glatten Bereiche. Die Intensitätssignale der diffusen und der stark spiegelnden Bereiche unterscheiden sich durch die Form des Maximums.

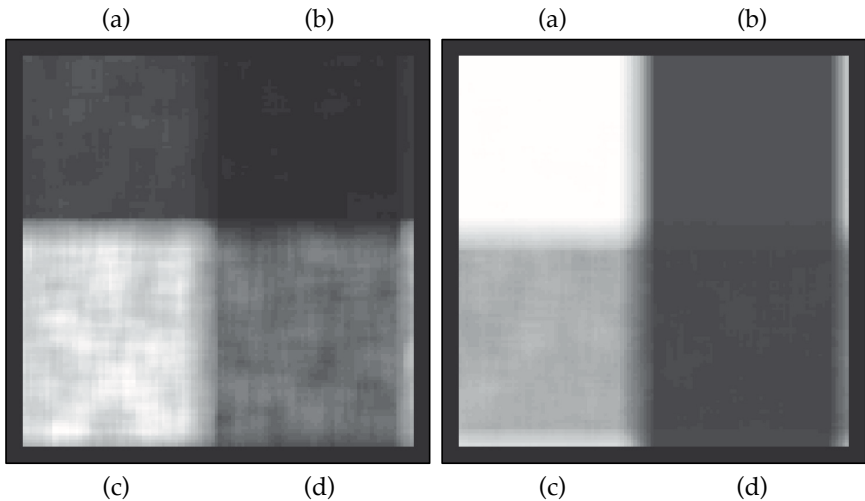


Abbildung 5.8: Merkmalsbilder berechnet aus der synthetischen Oberfläche in Abb. 5.7 mit den Regionen unterschiedlicher Oberflächeneigenschaften (a) bis (d). Für das linke Bild wurde der laterale Versatz $(1, 0, 0)^T$ und für das rechte Bild der Versatz in Beleuchtungsrichtung $(0, 0, 1)^T$ verwendet.

Aus der Beleuchtungsserie (Variation des Elevationswinkels θ) wurde die lokale 3d-Cooccurrence-Matrix gebildet. Mit Hilfe des Merkmals „Kontrast“ wurde jeweils ein Merkmalsbild für den lateralen Versatz $(1, 0, 0)^T$ und eines für den Versatz in Beleuchtungsrichtung $(0, 0, 1)^T$ berechnet. Die Berücksichtigung des vertikalen Versatzes $(0, 1, 0)^T$ ist aufgrund der Isotropie der simulierten Oberfläche nicht notwendig. Für beide

Merkmalsbilder wurde die gleiche Fenstergröße verwendet. In Abb. 5.8 ist zu erkennen, dass bei einem lateralen Versatz vor allem glatte und raue Bereiche unterschieden werden können. Bei Verwendung eines Versatzes in Beleuchtungsrichtung besteht ein Unterschied zwischen diffusen und spiegelnden Bereichen.

Das Beispiel verdeutlicht, dass bei einem lateralen Versatz die Makrostruktur der Oberfläche eine größere Rolle spielt. Das Merkmalsbild enthält hohe Werte (helle Pixel) in Regionen, in denen sich benachbarte Intensitätssignale stark unterscheiden. Die Form des Intensitätssignals spielt hierbei eine geringere Rolle. Im Unterschied zur 2d-Cooccurrence-Matrix, die nur aus einem Bild erstellt wird, wird jedes einzelne Bild der Serie beim Aufbau der 3d-Cooccurrence-Matrix berücksichtigt. Die Abhängigkeit von der Beleuchtungsrichtung wird dadurch eliminiert. Das Merkmal wird invariant bezüglich der verwendeten Beleuchtungsvariation. Im Gegensatz dazu hängt ein Merkmalsbild, das aus einem einzelnen Bild der Serie berechnet wurde, stark von der Beleuchtungssituation ab.

Der Versatz in Beleuchtungsrichtung $(0, 0, 1)^T$ bildet eine Statistik über die Änderung der Intensität in Abhängigkeit der Beleuchtungsrichtung. Dementsprechend können die stark spiegelnden von den diffus reflektierenden Bereichen der Oberfläche gut unterschieden werden. Das Merkmal stellt ein Maß für das Reflexionsverhalten der Oberfläche dar. Als Besonderheit der 3d-Cooccurrence-Matrix kann in diesem Fall die Fenstergröße $L = 1$ gewählt werden. Das Resultat ist ein Merkmalsbild, das ohne örtliche Nachbarschaftsbeziehungen erstellt wurde. Eine darauf basierende Segmentierung kann somit ortsgenau erfolgen.

5.6 Kanten

Eine Kante in einem Bild ist eine Diskontinuität der Grauwertfunktion $g(x)$, die zwei Regionen voneinander trennt. Wie in Abschnitt 3.3.1 beschrieben wurde, kann die Segmentierung homogener Regionen anhand der begrenzenden Kanten erfolgen [GW01].

Die Struktur einer Oberfläche kann Reliefkanten aufweisen. Darunter werden Diskontinuitäten der Oberflächenrichtung verstanden. In einzelnen Bildern der Oberfläche sind solche Reliefkanten im Allgemeinen nicht mit den Grauwertkanten gleichzusetzen. Abhängig von der Beleuchtungssituation treten Grauwertkanten zum Beispiel am Rande von Schatten oder Glanzlichtern auf, während manche Reliefkanten bei ungünstiger Beleuchtung unter Umständen überhaupt nicht sichtbar sind. Allerdings unterscheiden sich Scheinkanten und Reliefkanten in einer Beleuchtungsreihe ganz erheblich. Während Scheinkanten mit der Beleuchtungsrichtung wandern, erscheinen Reliefkanten stets am gleichen Ort, wobei sehr geringe Abweichungen vorkommen können. Der Grund dafür ist, dass Reliefkanten als ein Teil der Oberflächenstruktur an einem Ort gebunden sind, während Scheinkanten durch die variable Beleuchtungsrichtung induziert werden. Die Ausprägung und die Erscheinung einer Reliefkante in einem Grauwertbild ist stark beleuchtungsabhängig. So kann eine Reliefkante durch entsprechende Beleuchtung zum einen als Hell-Dunkel-Übergang und unter einer anderen Beleuchtung als Dunkel-Hell-Übergang in einem Grauwertbild erscheinen.

Auf der Grundlage dieser Beobachtungen entwickelte Wiegers einen Algorithmus zur konturorientierten Identifikation von Reliefkanten in Beleuchtungsserien [Wie01, PW98, PW00], der im Folgenden beschrieben wird.

Zunächst wird von jedem Bild der Beleuchtungsreihe mit Hilfe des Sobel-Operators ein Gradientenbild erstellt. Ein Konturverdunnungsalgorithmus erzeugt daraus ein Konturbild, indem die einzelnen Kantenpixel zu Konturen vereinigt werden, die genau ein Pixel breit sind und keine Verzweigungen aufweisen. Die Konturverfolgung entspricht einer Binarisierung der Kanten. Intern kann damit jede Kontur in einem Bild als geordnete Liste von Pixelkoordinaten gespeichert werden, einem sogenannten *Chaincode*. Da ein Chaincode eine Kante eindeutig repräsentiert, werden im Folgenden die Begriffe „Kante“ und „Chaincode“ synonym verwendet. Im nächsten Schritt werden die Chaincodes jeweils zweier Bil-

der der Serie verglichen. Die zugrunde liegende Idee ist, dass echte Kanten einen hohen Überschneidungsgrad mit Kanten aus anderen Bildern haben. Für Scheinkanten trifft dies im Allgemeinen nicht zu. Für den Vergleich werden die Chaincodes in zwei binäre Bilder gezeichnet. Nach einer Dilatation, die eine Toleranz gegenüber einer geringen örtlichen Variation der Konturen bietet, erfolgt eine logische Und-Verknüpfung. Die Schnittmenge zweier Konturen, gezählt in Pixeln, wird den entsprechenden Konturen als Kenngröße zugeordnet. Die Summe der Kenngrößen aus den Vergleichen aller möglichen Bildpaare wird zum Überschneidungsgrad summiert, der ein Maß für die Stabilität einer Kontur ist. Die Chaincodes aller Bilder werden zuletzt in ein Ergebnisbild eingetragen, wobei die verwendeten Intensitätswerte dem jeweils für einen Chaincode ermittelten Überschneidungsgrad entspricht. Reliefkanten erhalten dadurch einen hohen Wert, während Scheinkanten einen sehr geringen Wert aufweisen oder sogar im Ergebnisbild nicht mehr erscheinen, falls keine Überschneidung stattgefunden hat. Das Ergebnisbild von Wiegerts Algorithmus dient in dieser Arbeit als Merkmalsbild. Orte, an denen Reliefkanten auftreten, können als bedeutungsvolle Regionen definiert werden. Dies kann gerade für Oberflächen sinnvoll sein, in denen beispielsweise Bruchkanten als typische Abnutzungserscheinungen auftreten. Oft begrenzen solche Kanten keine komplette Region sondern laufen an beiden Seiten im Relief aus. In diesen Fällen wird das Kantenbild in homogene Regionen segmentiert, was durch einen einfachen Schwellenwert erfolgen kann.

Die Kanten im Ergebnisbild können analog zur kantenorientierten Segmentierung bei Einzelbildern als Begrenzung von Regionen der Oberfläche verstanden werden. Das Homogenitätsprädikat bezieht sich in diesem Fall auf die lokale Richtung, denn Reliefkanten sind Orte der Oberfläche, an denen die lokale Richtung eine Diskontinuität aufweist. Auf diese Weise kann beispielsweise der Rand von Bohrlöchern als Grenze zwischen Regionen detektiert werden.

5.7 Eigenschaften von Merkmalen

In den vorangegangenen Abschnitten dieses Kapitels wurden eine Reihe von Merkmalen zur Segmentierung von Oberflächen präsentiert, die bezüglich ihrer Eigenschaften charakterisiert werden können. Einen Überblick darüber gibt Tabelle 5.1.

Tabelle 5.1: Eigenschaften von Merkmalen für die Oberflächensegmentierung.

Merkmale	Mathematische Darstellung	Örtliche Auflösung der Merkmale	Vorwissen über Beleuchtungsrichtungen	Anwendungsbeispiele	Format
lokale Richtung	modellbasiert	punktgenau	absolute Koordinaten	Risse, Löcher, Dellen	vektoriell
Reflexionsverhalten	modellbasiert, heuristisch	punktgenau	relative Koordinaten	Variation der Mikrostruktur	skalar oder vektoriell
Strukturbe-dingte Merkmale	modellbasiert	punktgenau	relative Koordinaten	Spezielle Strukturen	skalar
3d-Cooccurrence-Merkmale	statistisch	punktgenau/ Nachbar-schaftsrelationen	relative Koordinaten	beliebige Strukturen, statistisches Merkmal für das Reflexionsverhalten	skalar oder vektoriell
Reliefkanten	modellbasiert	Nachbar-schaftsrelationen	relative Koordinaten	Kantensegmentierung, Löcher, Risse	skalar

6 Segmentierung

Die Merkmalsbilder, deren Extraktion aus Beleuchtungsserien im vorhergehenden Kapitel 5 vorgestellt wurde, stellen die bedeutungsvolle Information über die Oberfläche in kompakter Form als Funktion des Ortes dar. Die eigentliche Segmentierung der Oberfläche erfolgt entsprechend dem postulierten Signalmodell (Abb. 3.7) auf Grundlage dieser Merkmalsbilder durch gegebenenfalls geringfügig modifizierte Standardmethoden der Bildsegmentierung. Ziel ist es, homogene Bereiche im Merkmalsbild zu identifizieren. Ein Überblick über die dafür geeigneten Methoden wurde in Abschnitt 3.3 gegeben. In dieser Arbeit werden exemplarisch zwei unterschiedliche Segmentierungsansätze verwendet:

- globale Segmentierung durch Schwellenwertbildung mit dem K-Means-Algorithmus
- regionen-orientierte Segmentierung durch das Split-and-Merge-Verfahren

Die Algorithmen können mit skalaren Merkmalsbildern ebenso wie mit Grauwertbildern verwendet werden. Für Merkmalsbilder, welche die lokale Richtung als Funktion des Ortes darstellen, werden entsprechende Modifikationen vorgenommen.

6.1 Der K-Means-Algorithmus

Der Begriff *Clusteranalyse* – auch der Begriff *Ballungsanalyse* wird verwendet – bezeichnet eine Gruppe von strukturentdeckenden Klassifikationsverfahren, die in der Lage sind, Objekte in einem Merkmalsraum zu finden, deren Merkmale bestimmte Ähnlichkeiten zueinander aufweisen. Die Methoden kommen oft ohne oder mit nur sehr wenig A-priori-Information aus. Der K-Means-Algorithmus setzt beispielsweise das Wissen über die Anzahl der zu erwartenden Klassen voraus. Die Clusteranalyse ist eine weit verbreitete Methode der statistischen Datenanalyse mit Anwendungen in vielen Bereichen, vor allem auch in der Bildsegmentierung [PHB99].

Die Verfahren lassen sich, wie in dieser Arbeit geschehen, zur automatischen globalen Segmentierung von Datensätzen verwenden. Die Algorithmen der Clusteranalyse werden auch als unüberwacht lernende Klassifikationsverfahren bezeichnet.

Ein weit verbreitetes, einfaches und schnelles Verfahren der Clusteranalyse ist der K-Means-Algorithmus [Mac67]. Ausgehend von einer Festlegung auf K Klassen werden lineare Klassengrenzen gesucht. Der Algorithmus minimiert die Varianz zwischen den Clustern unter Verwendung folgender Fehlerfunktion:

$$E = \sum_{k=1}^K \sum_{\mathbf{M}(\mathbf{x}) \in \mathcal{C}_k} \|\mathbf{m}(\mathbf{x}) - \boldsymbol{\mu}_k\|^2. \quad (6.1)$$

Hierfür wird die euklidische Distanz zwischen dem Merkmalsvektor $\mathbf{m}(\mathbf{x})$ am Ort \mathbf{x} der Oberfläche und dem Schwerpunkt $\boldsymbol{\mu}_k$ des k -ten Clusters \mathcal{C}_k berechnet. Der K-Means-Algorithmus ermittelt für jeden Merkmalsvektor, d. h. für jeden Ort der Oberfläche, die Zuordnung zu genau dem Clusterzentrum, zu welchem der Vektor den geringsten Abstand hat. Die Clusterzentren entsprechen dem Mittelwert aller Clustervektoren. In einem iterativen Prozess werden, ausgehend von zufällig ausgewählten Positionen, Clusterzentren neu berechnet und die Zuordnungen der Merkmalsvektoren zu den Clustern wird neu bestimmt. Der Algorithmus unterteilt sich in die folgenden vier Schritte:

1. Initialisierung mit K Clusterzentren, z. B. an zufälligen Positionen
2. Zuweisung jedes Merkmalsvektors zu dem Clusterzentrum mit dem geringsten Abstand
3. Berechnung der Clusterzentren als Mittelwert aller Mitglieder des jeweiligen Clusters
4. Wiederholung der Schritte 2 und 3 solange, bis die Clusterzentren in Schritt 3 nicht mehr verändert werden

Das Resultat ist die Trennung der Merkmalsvektoren in Klassen. Örtlich zusammenhängende Pixel eines Clusters (Klasse) bilden die gesuchten Regionen. Eine Region $\mathcal{R}_{i,k}$ ist damit implizit einer Klasse k zugeordnet. Im Falle einer bimodalen Verteilung wird häufig zwischen „Objekt“ und „Hintergrund“ unterschieden.

Obwohl bewiesen werden kann, dass der Algorithmus stets beendet wird, stellen die resultierenden Klassen nicht notwendigerweise die optimale Konfiguration bezüglich eines globalen Minimums dar. Des Weiteren ist der Algorithmus empfindlich gegenüber zufällig ausgewählten Clusterzentren. Eine Gegenstrategie besteht darin, den K-Means-Algorithmus mehrmals aufzurufen. Ein Vorteil des Algorithmus ist seine schnelle Konvergenz. Zudem liefert er in der Praxis in vielen Fällen akzeptable Ergebnisse. In dieser Arbeit wurde er deshalb dafür eingesetzt, Merkmalsbilder, d. h. einen eindimensionalen Merkmalsraum, zu klassifizieren. Sind zwei Moden im Histogramm eines Merkmalsbildes zu sehen, so liefert K-Means in allen hier untersuchten Fällen ein Ergebnis, das stets zu den entsprechenden Clusterzentren konvergiert. Resultate, die auf diese Weise gewonnen werden, zeigen daher nicht die obere Grenze des Erreichbaren. Allerdings kann man daraus lernen, dass bereits mit einfachen Mitteln Verbesserungen durch den Einsatz von Beleuchtungsserien erzielt werden können. Trotz oder gerade wegen seiner Einfachheit erfreut sich der K-Means-Algorithmus großer Beliebtheit und steht auch aktuell im Fokus von Forschungsarbeiten [AV07].

Modifikation des K-Means-Algorithmus für die Segmentierung des Merkmals „Lokale Richtung“

Der K-Means-Algorithmus wurde in dieser Arbeit zusätzlich für den Einsatz von Richtungsvektoren modifiziert. Ein Merkmalsvektor, welcher die lokale Richtung am Ort \mathbf{x} repräsentiert, hat die Komponenten Azimut ζ und den Elevationswinkel ν : $\mathbf{m}_x = (\zeta, \nu)^T$. Die beiden Winkel sind entsprechend Abb. 3.1 festgelegt. Der Normalenvektor am Ort \mathbf{x} kann damit wie folgt geschrieben werden:

$$\mathbf{n}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sin \nu \cos \zeta \\ \sin \nu \sin \zeta \\ \cos \nu \end{pmatrix}. \quad (6.2)$$

Jedes Clusterzentrum μ_k wird in diesem Fall durch einen normierten Richtungsvektor repräsentiert. Ein Clusterzentrum ist der Schwerpunkt aller zum Cluster gehörenden Normalenvektoren, der wie folgt dargestellt wer-

den kann:

$$\mu_k = \frac{\sum_{\mathbf{n}(\mathbf{x}) \in \mathcal{C}_k} \mathbf{n}_x}{\left\| \sum_{\mathbf{n}(\mathbf{x}) \in \mathcal{C}_k} \mathbf{n}_x \right\|}. \quad (6.3)$$

Als Abstandsmaß zwischen einem Merkmalsvektor und einem Clusterzentrum wird der Winkel zwischen diesen beiden Richtungsvektoren gewählt:

$$d = \arccos \left(\frac{\mu_k \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x})}{\|\mu_k\| \cdot \|\mathbf{n}(\mathbf{x})\|} \right). \quad (6.4)$$

Das Abstandsmaß ersetzt den euklidischen Abstand in Gleichung (6.1). Mit diesen Modifikationen wird der K-Means-Algorithmus nach der oben angegebenen Regel ausgeführt.

6.2 Der Split-and-Merge-Algorithmus

Das Split-and-Merge-Verfahren ist ein regionenorientiertes Segmentierungsverfahren mit dem Ziel, das Merkmalsbild in homogene Regionen zu unterteilen [GW01]. Das Split-and-Merge-Verfahren teilt sich in zwei Stufen auf. Der Splitting-Algorithmus startet mit der initialen Hypothese, der zufolge das gesamte Bild eine homogene Region darstellt, was durch ein Homogenitätsprädikat überprüft wird. Falls die Hypothese widerlegt werden kann, ist die Region nicht homogen. In diesem Fall erfolgt eine Zerlegung in die vier Quadranten. Diese vier Teilregionen werden nun in gleicher Weise auf ihre Homogenität überprüft und gegebenenfalls wiederum in vier kleinere Teilregionen zerlegt. Auf diese Weise wird das gesamte Bild rekursiv in Regionen unterteilt, die jeweils das Homogenitätsprädikat erfüllen. Abbildung 6.1 illustriert das Vorgehen und zeigt ein zerlegtes Bild sowie die Repräsentation des Ergebnisses durch einen pyramidenförmigen Graphen. Das Resultat des Splitting-Algorithmus ist eine Liste von Regionen, die jeweils unabhängig voneinander das gegebene Homogenitätsprädikat erfüllen. Es kann jedoch vorkommen, dass zwei benachbarte Regionen zusammen das Homogenitätskriterium ebenfalls erfüllen. Die Verknüpfung solcher Regionen wird vom nachfolgenden Region-Merging-

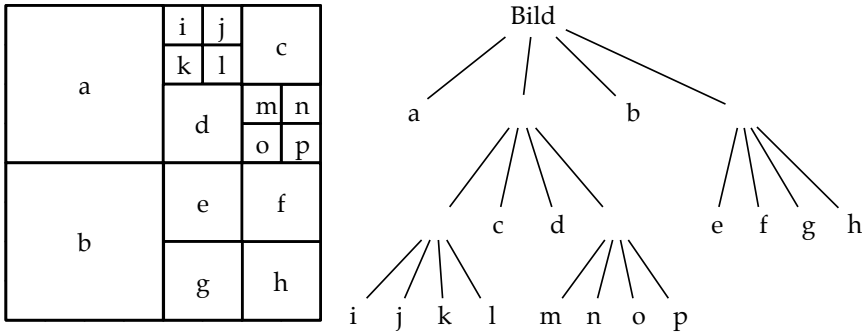


Abbildung 6.1: Schematische Darstellung des Splitting-Algorithmus.

Algorithmus ausgeführt. Ausgehend von der Regionenliste des Splitting-Algorithmus werden iterativ benachbarte Regionen verbunden, wenn Sie gemeinsam das Homogenitätsprädikat erfüllen, d. h. die Regionen werden verbunden, wenn gilt: $H(\mathcal{R}_i \cup \mathcal{R}_j) = \text{WAHR}$.

Die Varianz σ der Merkmale einer Region \mathcal{R}_i wurde in dieser Arbeit zur Bildung eines Homogenitätsprädikats verwendet:

$$\sigma = \frac{1}{|\mathcal{R}_i|} \sum_{m(\mathbf{x}) \in \mathcal{R}_i} (m(\mathbf{x}) - \mu_i)^2, \quad (6.5)$$

$$H = \begin{cases} \text{WAHR} & \text{für } \sigma \leq \gamma \\ \text{FALSCH} & \text{für } \sigma > \gamma \end{cases}. \quad (6.6)$$

Hierbei ist μ_i der mittlere Merkmalswert der i -ten Region und γ ist ein Schwellenwert.

Das Verfahren wurde modifiziert, um vektorielle Merkmalsbilder zu zerlegen, wobei die Vektoren lokale Richtungen darstellen. Als Homogenitätsprädikat wurde die Varianz der Winkel zwischen lokaler Richtung und dem Schwerpunkt aller Winkel einer Region nach Gleichung 6.3 gewählt.

7 Segmentierungsergebnisse

In diesem Kapitel werden anhand verschiedener Beispiele die Möglichkeiten und Vorteile der Oberflächensegmentierung, basierend auf Beleuchtungsserien, demonstriert. Zu Beginn werden alle vorgestellten Merkmale an einem für Testzwecke gefertigten pyramidenförmigen Objekt angewendet. Auf diese Weise sollen die Unterschiede verdeutlicht werden. Die übrigen Beispiele stammen aus der Praxis der automatischen Sichtprüfung. Hierbei werden qualitativ und teilweise quantitativ die Möglichkeiten und Grenzen des jeweiligen Ansatzes demonstriert. Insbesondere wird auf die Vorteile im Vergleich zur Segmentierung von Einzelbildern eingegangen. Zudem werden, wo es sinnvoll erscheint, die Ergebnisse bei Verwendung verschiedener Merkmale miteinander verglichen.

7.1 Testobjekt Pyramide

An einem pyramidenförmigen Werkstück aus Aluminium werden in diesem Abschnitt die verschiedenen Segmentierungsmethoden demonstriert. Abbildung 7.1(a) zeigt das Objekt bei diffuser Beleuchtung. Jeweils zwei gegenüberliegende Seiten der Pyramide weisen gleiche Oberflächeneigenschaften auf. Die Flächen 1 und 3 in Abb. 7.1 wurden sandgestrahlt und haben deshalb eine höhere Rauheit als die polierten Flächen 2 und 4, die optisch glatter sind, aber zahlreiche Kratzer aufweisen. Aufgrund der bekannten Makrostruktur kann die Segmentierung bezüglich der lokalen Oberflächenrichtung gut untersucht werden. Die unterschiedlichen Mikrostrukturen der sandgestrahlten und der polierten Flächen ermöglichen zudem eine Segmentierung bezüglich der Reflexionseigenschaften. Die sandgestrahlte Fläche weist eine wesentlich breitere Streukeule auf als die polierte Fläche, die das Licht überwiegend eng um die Richtung der idealen Reflexion streut. Zudem erscheint die sandgestrahlte Fläche im diffusen Bild dunkler – die insgesamt in die Kamera gestreute Strahldichte ist also geringer.

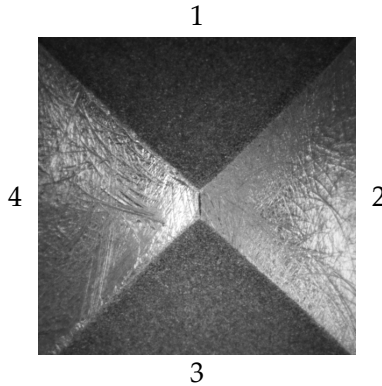


Abbildung 7.1: Pyramidenförmiges Testobjekt unter diffuser Beleuchtung, beobachtet von einer Position senkrecht über der Pyramidenspitze. Die Ziffern bezeichnen die vier Seiten der Pyramide. Die Seiten 1 und 3 sind sandgestrahlt, die Seiten 2 und 4 sind poliert und weisen Kratzer auf.

Beleuchtungsstrategie

Die vier Seiten der Pyramide unterscheiden sich bezüglich des Azimuts ihrer Richtung. Dieser Parameter kann gut aus einer Sektorserie geschätzt werden. Abbildung 7.2 zeigt einige Bilder der Serie, angeordnet um das Bild der diffus beleuchteten Pyramide. Zum einen ist erkennbar, dass der hellste Grauwert an jedem Ort in guter Näherung dann auftritt, wenn das Azimut der Beleuchtung mit dem Azimut der Oberflächenrichtung übereinstimmen. Zum anderen kann der Unterschied zwischen den polierten und sandgestrahlten Flächen gut erkannt werden. Die polierten Flächen 2 und 4 in Abb. 7.1 weisen sehr helle Grauwerte auf. In den benachbarten Serienbildern ist die Helligkeit an den gleichen Orten bereits stark zurückgegangen. Die maximalen Grauwerte der sandgestrahlten Flächen 1 und 3 fallen im Vergleich dazu geringer aus, aber ebenso ist der Intensitätsabfall in den Nachbarbildern geringer.

Exemplarisch zeigen Abb. 7.2(a) und Abb. 7.2(b) jeweils das Intensitätssignal eines Ortes $s_x(\phi)$ der polierten bzw. der sandgestrahlten Fläche mit entsprechend engem und hohem bzw. flachem und breitem Signalverlauf.

Zusätzlich zur Sektorserie wurde eine Ringserie aufgenommen, um einen Schätzwert für den lokalen Elevationswinkel zu gewinnen. Die bei-

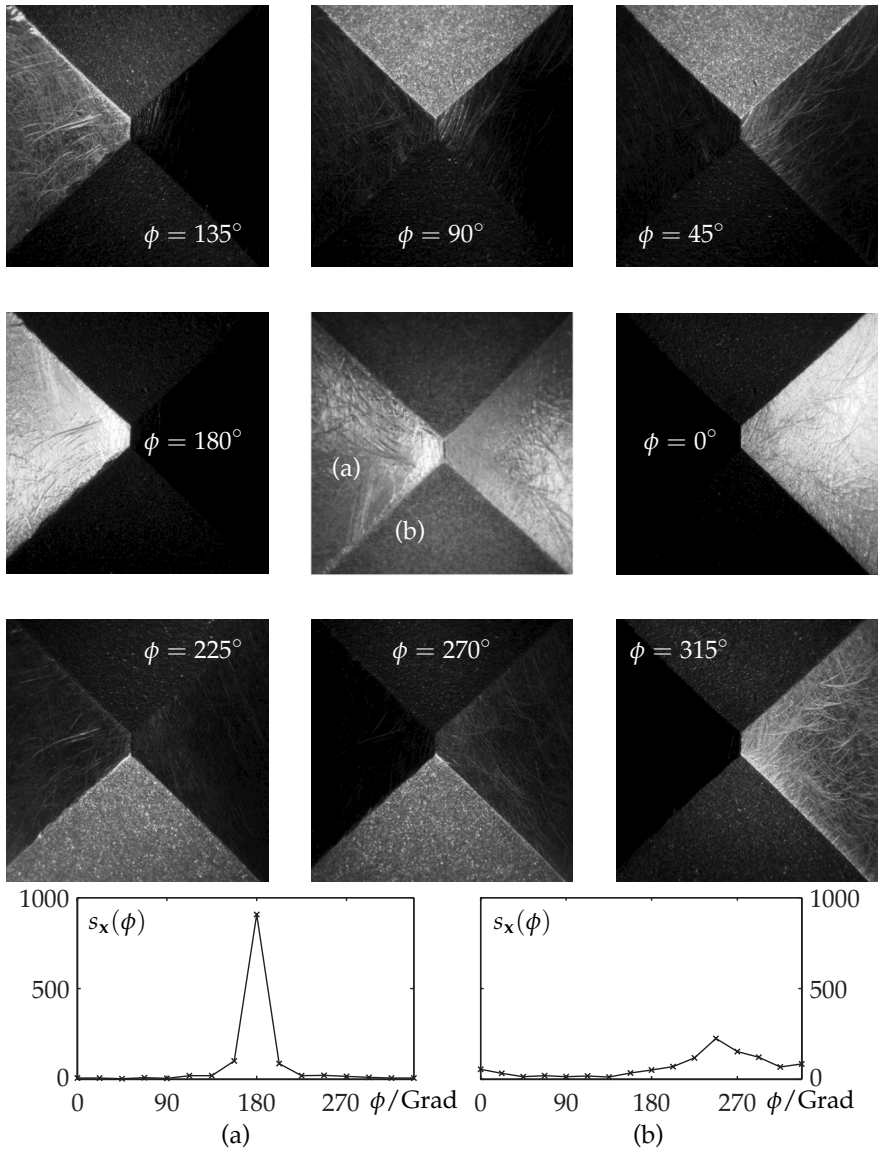


Abbildung 7.2: Acht Einzelbilder einer Sektorserie mit Angabe des Beleuchtungsazimuts ϕ , gruppiert um das Bild der diffus beleuchteten Pyramide. Die zwei Intensitätssignale (a) und (b) sind den entsprechend markierten Flächen entnommen. Sie zeigen einen typischen Intensitätsverlauf für ein poliertes (a) bzw. ein sandgestrahltes Oberflächenelement (b).

den Merkmale, das Azimut und der Elevationswinkel, beschreiben die lokale Richtung als Funktion des Ortes.

Segmentierung bezüglich der lokalen Richtung

Eine Segmentierung bezüglich der lokalen Richtung lässt vier dominante Segmente erwarten, die mit den vier Seiten der Pyramide zusammenfallen sollen. Daneben weisen die Oberflächen sichtbare Inhomogenitäten auf, wie zum Beispiel Kratzer in den polierten Flächen oder eine relativ grobkörnige Struktur in den sandgestrahlten Flächen. Daraus ergibt sich die Frage, wie detailliert die im Folgenden vorgestellten Segmentierungsvarianten kleine Veränderungen einer Oberfläche darstellen können.

Die lokale Richtung ergibt sich aus der in Abschnitt 5.2 besprochenen Schätzung der Maxima einer Sektorserie und einer Ringserie. Diese beiden Komponenten, das Azimut ζ und der Elevationswinkel ν des Richtungsvektors, spannen den Merkmalsraum auf, der im Polarkoordinatensystem Abb. 7.3(a) anschaulich dargestellt wird. Jedes Oberflächenelement ist darin entsprechend seiner Richtung eingetragen. Die Darstellung des Merkmalsraums weist vier markante Anhäufungen auf. Alle Oberflächenelemente, die einem Cluster zugeordnet werden können, haben eine ähnliche Richtung. Die vier Cluster entsprechen den vier Flächen der Pyramide. Ein linearer Klassifikator kann eine automatische Trennung der Cluster vornehmen. Zur Anwendung kam hierbei ein für die Klassifikation im gegebenen Merkmalsraum modifizierter K-Means-Algorithmus (siehe Abschnitt 6.1). In Abb. 7.3(a) sind die resultierenden Zentren der Cluster durch ein Kreuz markiert, und die Zugehörigkeit eines Punktes zu einem Cluster ist durch seinen Grauwert gekennzeichnet. Die Zuordnung jedes Ortes der Pyramide zu einer Klasse führt zu dem in Abb. 7.3(b) dargestellten Segmentierungsergebnis. Es zeigt vier Segmente, die sehr genau mit den vier Seiten der Pyramide übereinstimmen, sowie mehrere sehr kleine Segmente, verursacht durch Inhomogenitäten der Oberfläche, z. B. durch kleine Löcher.

Neben der soeben beschriebenen globalen Segmentierung kann eine regionenorientierte Segmentierung, z. B. mit dem Split-and-Merge-Verfahren, vorgenommen werden. Ein gutes Resultat ist in Abb. 7.3(d) zu sehen. Es zeigt, dass auch kleine Variationen der Richtung, die vor allem in den beiden rauen sandgestrahlten Flächen auftreten, segmentiert werden können. Abb. 7.3(b) stellt das Ergebnis des Splitting-Algorithmus dar, das

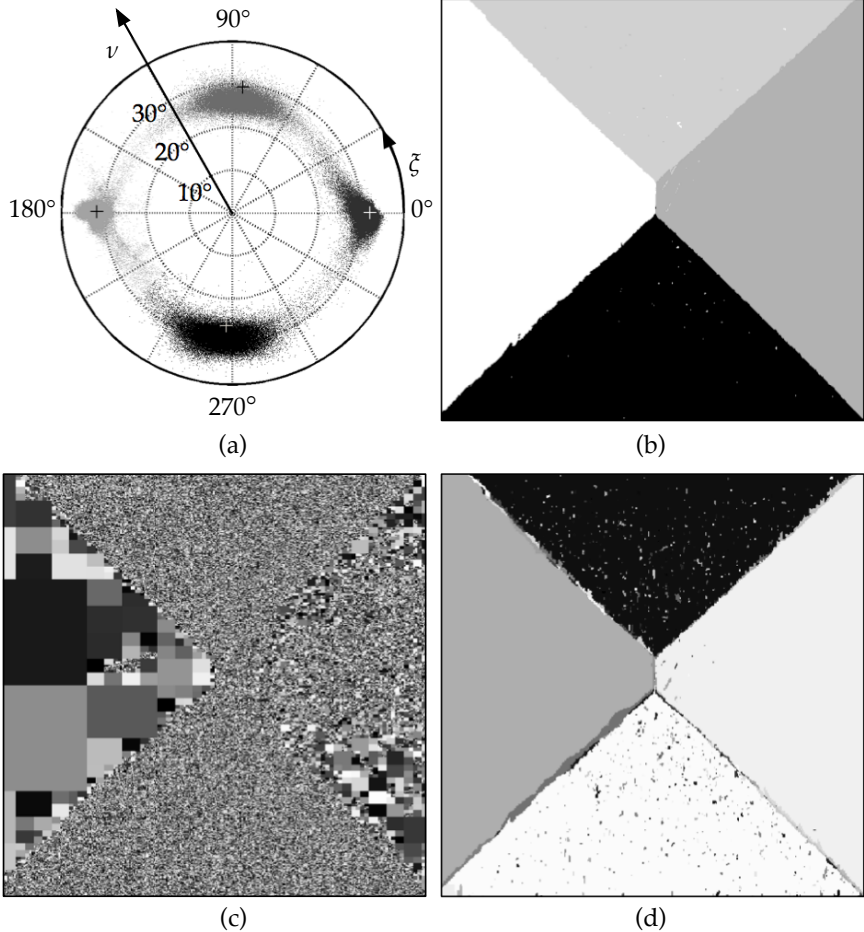


Abbildung 7.3: Der Scatterplot (a) zeigt die lokale Richtung jedes Pixels in einem polaren Koordinatensystem. Darin erscheinen die vier Seiten der Pyramide als Cluster. Die Kreuze markieren die Mittelpunkte der mit Hilfe eines K-Means-Verfahrens gefundenen Cluster. Das Segmentierungsergebnis (b) zeigt die Aufteilung des Bildes in vier dominante Flächen, die den Pyramidenflächen entsprechen (b). Bild (d) zeigt ein Segmentierungsergebnis, welches mit Hilfe des für die Verwendung mit Winkelabständen modifizierten Split-and-Merge-Verfahrens entstanden ist. Bild (c) stellt einen Zwischenschritt dar: das Ergebnis des Splitting-Algorithmus.

als Vorsegmentierung für den Region-Growing-Algorithmus dient. Innerhalb der rechteckigen Regionen in diesem Bild ist das Homogenitätskriterium „Varianz der lokalen Richtung“ erfüllt. Diese Regionen sind über den polierten Pyramidenseiten größer als über den Sandgestrahlten. Benachbarte Regionen, die gemeinsam das Homogenitätskriterium erfüllen, werden vom Region-Merging-Algorithmus zum Ergebnisbild Abb. 7.3(d) zusammengeführt.

Segmentierung bezüglich der lokalen Reflexionseigenschaften

Das Reflexionsverhalten der Oberfläche kann durch die Breite der Streukeule charakterisiert werden, für dessen Schätzung zwei Methoden vorgestellt wurden: die Verwendung des Modellparameters σ und der heuristische Ansatz zur Bestimmung der Breite des Maximums (vgl. Abschnitt 5.3). Aufgrund der Oberflächenbeschaffenheit ist die Mikrostruktur und somit das zu erwartende Reflexionsverhalten der einzelnen Pyramidenflächen, wie oben beschrieben, bekannt und kann mit den Segmentierungsergebnissen verglichen werden.

Abbildung 7.4(a) zeigt das Merkmalsbild des modellbasierten Ansatzes, in dem der Wert σ als Grauwert codiert dargestellt wird. Ein sehr kleiner Wert (schwarz) steht für eine sehr enge Streukeule, d. h. für ein stark spiegelndes Oberflächenelement. Die Verteilung der Grauwerte im Histogramm Abb. 7.4(b) weist zwei Moden auf. Eine einfache Klassifizierung mit Hilfe eines Schwellenwertes zwischen den Maxima zeigt, dass die Orte unterschiedlicher Oberflächeneigenschaften auf diese Weise weitgehend getrennt werden können. Im Merkmalsbild Abb. 7.4(a) sind deutlich Bereiche rechts neben der Spitze zu erkennen, die heller als die Umgebung erscheinen. Auch in den Segmentierungsergebnissen (Abb. 7.4(c,d)) sind diese Bereiche sichtbar. In Abb. 7.4(c) werden sie der Klasse der sandgestrahlten Oberfläche zugeordnet. Teilweise sind diese Bereiche mit den sandgestrahlten Flächen zu einem großen Segment verbunden. Die sandgestrahlten Seiten der Pyramide sind von kleinen Segmenten durchsetzt, die als stärker spiegelnd identifiziert werden.

Der Vergleich zwischen einer Segmentierung durch Schwellenwertbildung in Abb. 7.4(c) mit dem Resultat des Split-and-Merge-Verfahrens Abb. 7.4(d) zeigt deutlich die Unterschiede zwischen einem globalen und einem regionenorientierten Ansatz. Letzterer arbeitet lokale Unterschiede gut heraus, was im gegebenen Beispiel zur Unterteilung in viele klei-

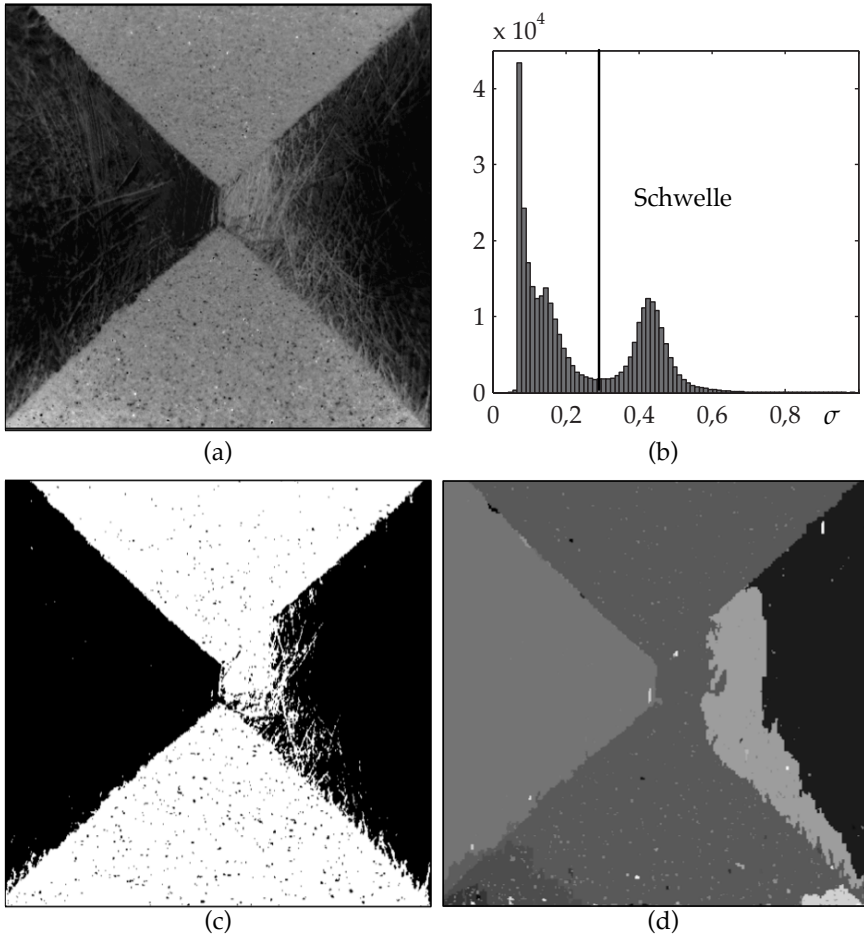


Abbildung 7.4: Segmentierung der Pyramide bezüglich des Modellparameters σ . Das Merkmalsbild (a) stellt den Wert σ an jedem Ort als Grauwert dar. Das Histogramm (b) zeigt zwei Moden. Bild (c) resultiert aus einer einfachen Schwellenwertbildung, während Bild (d) durch das Split-and-Merge-Verfahren entstanden ist.

ne Regionen in den sandgestrahlten Pyramidenseiten führt. Diese Unterscheidung ist im vorliegenden Fall nicht erwünscht. Eine bezüglich möglicher Inhomogenitäten unempfindlichere Parametrisierung des Split-and-Merge-Algorithmus würde jedoch zu Fehlern bei der Erkennung der Grenze zu den spiegelnden Flächen führen. In diesem Beispiel liefert die globale Segmentierung ein deutlich besseres Ergebnis, wenn das Ziel der Segmentierung die Unterscheidung zwischen den beiden Oberflächenqualitäten sein soll.

Abbildung 7.5(a,b) zeigt ein Merkmalsbild sowie dessen Histogramm, entstanden unter Verwendung der heuristisch berechneten Breite des Maximums als Merkmal zur Schätzung der lokalen Oberflächeneigenschaften. Die beiden Segmentierungsergebnisse sind in den Abb. 7.5(c,d) zu sehen. Je dunkler der Grauwert im Merkmalsbild erscheint, desto breiter ist das Maximum im Intensitätssignal. Die polierten, im Merkmalsbild dunkel erscheinenden Flächen sind im Vergleich zum σ -Merkmalsbild in Abb. 7.4(a) deutlich homogener. Auch in diesem Beispiel sind zwei Moden im Histogramm zu erkennen. In den Segmentierungsergebnissen Abb. 7.5(c,d) sind die vier Seiten der Pyramide vor allem im rechten Teil des Bildes deutlich schärfer getrennt als die vergleichbaren Ergebnisse aus dem Merkmal σ in Abb. 7.4(c,d). Wiederum liefert das Split-and-Merge-Verfahren eine wesentlich genauere Differenzierung der kleineren Segmente auf den sandgestrahlten Pyramidenseiten in Abb. 7.5(d).

Segmentierung mit Hilfe der Cooccurrence-Methode

Im Folgenden werden Merkmale aus einer statistischen Analyse der Oberfläche für die Segmentierung untersucht. Wie in Abschnitt 5.5 erklärt wird, kann die Cooccurrence-Methode auf die Verwendung von Bildserien erweitert werden. Die hier vorgestellten Ergebnisse wurden aus der Sektorserie der Pyramide generiert. Abbildung 7.6 zeigt für zwei Parametersätze jeweils ein Merkmalsbild, das dazugehörige Histogramm sowie das Segmentierungsergebnis, erzeugt durch Schwellenwertbildung. Die Bilder der linken Spalte, Abb. 7.6(a,c,e) wurden mit dem lateralen Versatz $(1\ 0\ 0)^T$ erzeugt, während die Bilder der rechten Spalte, Abb. 7.6(b,d,f), mit dem Versatz $(0\ 0\ 1)^T$ in Beleuchtungsrichtung berechnet wurden. Die Fenstergröße beträgt in beiden Fällen 11×11 Pixel. Aus den lokalen Cooccurrence-Matrizen wurden mit dem Merkmal „Angular Second Moment“ nach Haralick [HS92], das ein Maß für die Ordnung darstellt, die Merkmals-

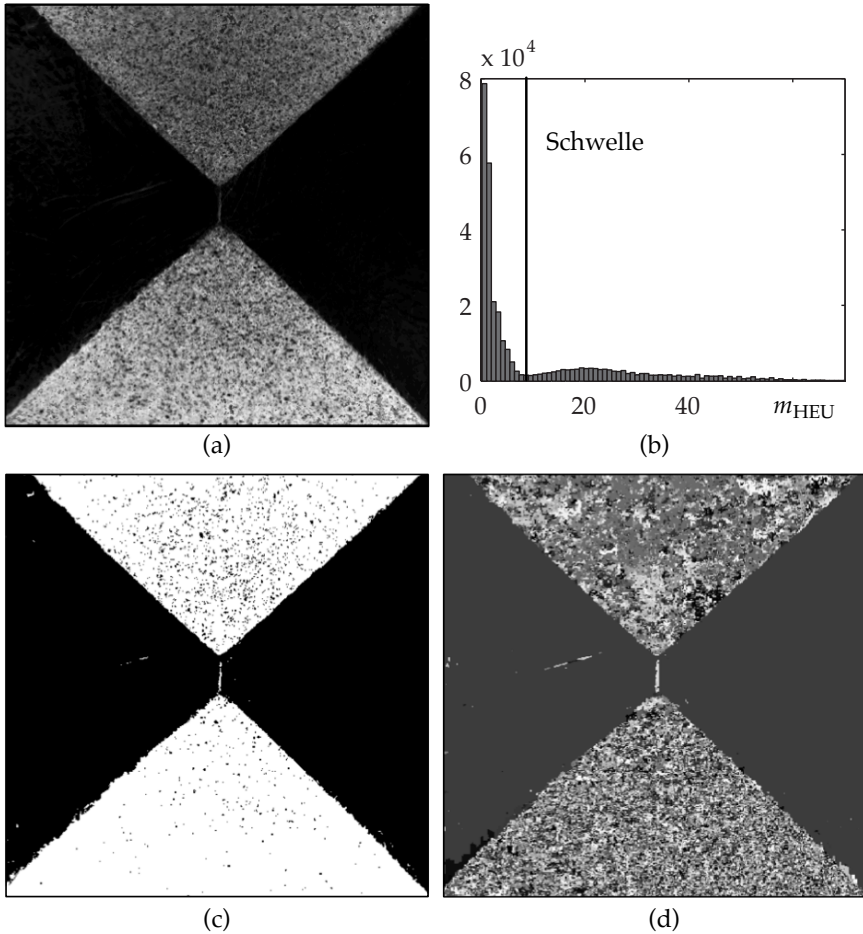


Abbildung 7.5: Segmentierung der Pyramide bezüglich der heuristisch berechneten Breite des Maximums. Das Merkmalsbild (a) stellt den Wert an jedem Ort als Grauwert dar. Das Histogramm (b) zeigt zwei Moden. Bild (c) resultiert aus einer einfachen Schwellenwertbildung, während Bild (d) durch das Split-and-Merge-Verfahren entstanden ist.

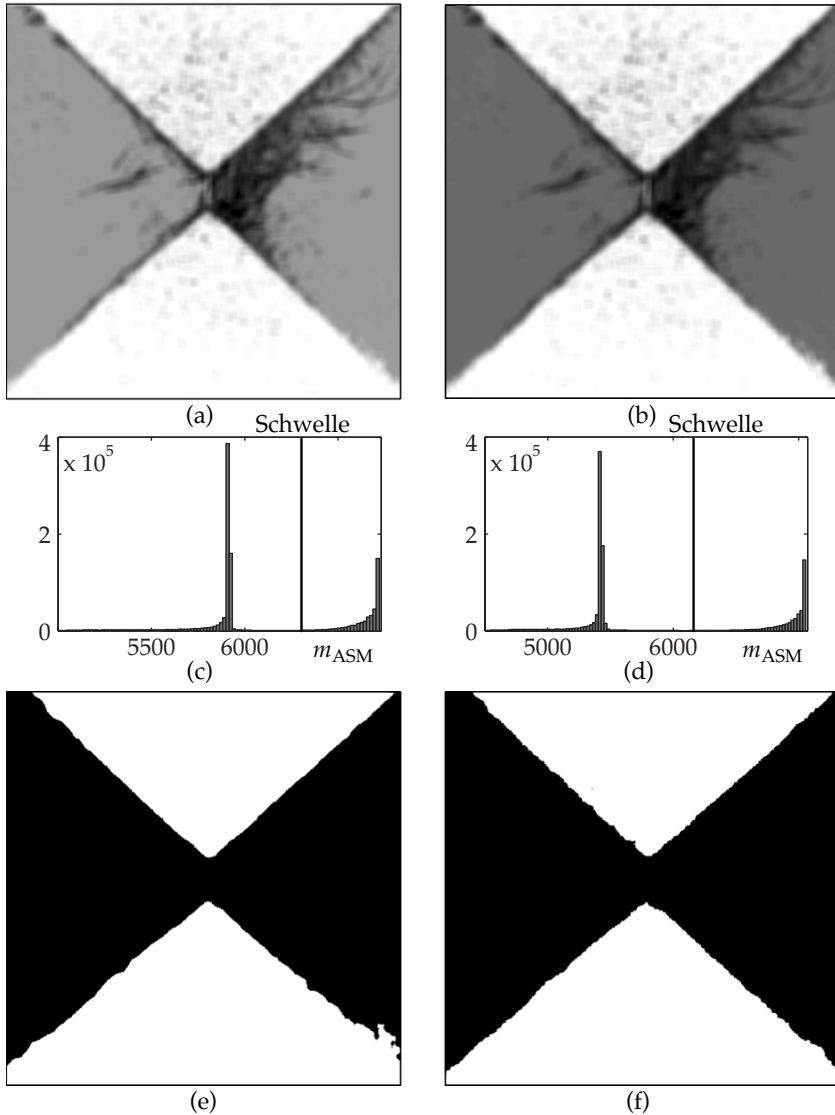


Abbildung 7.6: Segmentierung mit Hilfe der Cooccurrence-Methode. Die Bilder (a), (c) und (e) wurden mit dem Versatz $(1,0,0)^T$, die Bilder (b), (d) und (f) mit dem Versatz $(0,0,1)^T$ erzeugt. Als Merkmal wurde das „Angular Second Moment“ verwendet. Die Bilder (a) und (b) sind Merkmalsbilder mit den jeweiligen Histogrammen (c) und (d). Die Segmentierungsergebnisse sind in (e) und (f) dargestellt. Die Fenstergröße beträgt in beiden Fällen 11×11 Pixel.

bilder Abb. 7.6(a,b) erstellt. Die Klassifikation dieser Merkmalsbilder er-

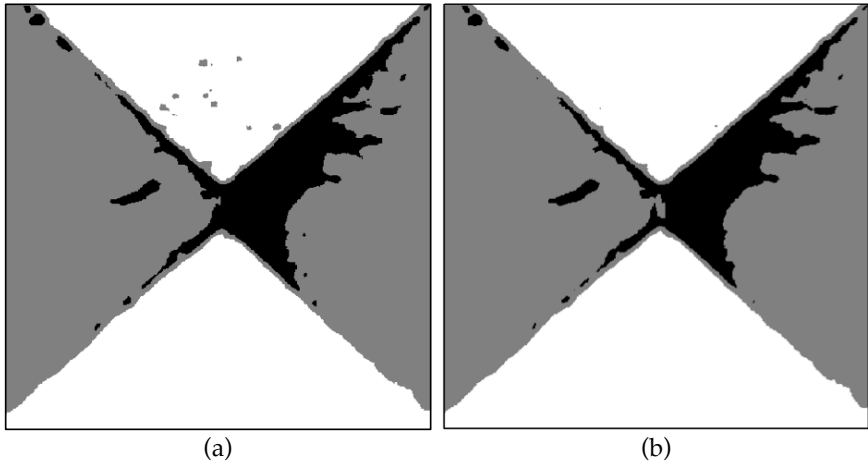


Abbildung 7.7: Zwei Segmentierungsergebnisse, berechnet mit dem Versatz $(1,0,0)^T$ (a) und $(0,0,1)^T$ (b). Die Segmentierung der Merkmalsbilder in Abb. 7.6(a,b) erfolgte mit Hilfe des K-Means-Algorithmus, wobei eine Trennung in drei Klassen vorgegeben wurde.

folgt in beiden Fällen durch Schwellenwerte, die in den Histogrammen Abb. 7.6(c,d) eingezeichnet sind. Die polierten und die sandgestrahlten Bereiche werden jeweils sehr deutlich getrennt. Im Merkmalsbild sind außerdem die Inhomogenitäten im Bereich der polierten Fläche, vor allem rechts der Mitte, zu erkennen, die auch bei der Segmentierung bezüglich der Reflexionseigenschaften sichtbar werden (vgl. Abb. 7.4). Diese Bereiche erscheinen nicht in den Segmentierungsergebnissen Abb. 7.6(e,f). Denn die Segmentierung wurde hierfür vom K-Means-Algorithmus durchgeführt, der mit $k = 2$ parametrisiert wurde. Die Segmentierungsergebnisse für eine Trennung in drei Klassen sind in Abb. 7.7 abgebildet. Darin treten die auffälligen Bereiche als separate Regionen auf.

Die 3d-Erweiterung der Cooccurrence-Methode erlaubt bei einem Versatz von $(0,0,1)^T$ eine ortsgenaue Segmentierung. Hierbei werden keine örtlichen Nachbarschaftbeziehungen untersucht, sondern lediglich die Statistik des Intensitätssignals eines Ortes. Entsprechend schärfer erscheinen vor allem die kleinen Strukturen der Kratzer im Bereich der polierten

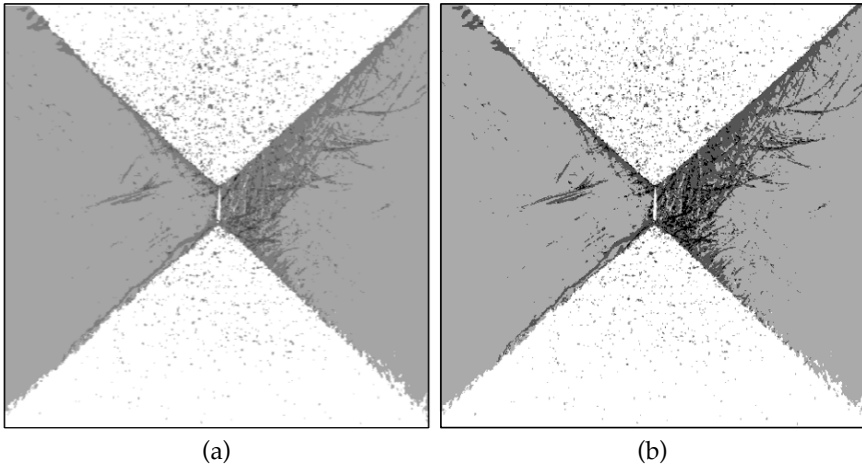


Abbildung 7.8: Cooccurrence-basierte Segmentierung in Beleuchtungsrichtung unter Verwendung des Versatzes $(0, 0, 1)^T$ und dem Cooccurrence-Merkmal „Angular Second Moment“. Die Fenstergröße betrug 1×1 Pixel (punktgenaue Segmentierung). Das Merkmalsbild (a) bildet deshalb Details sehr scharf ab. Bild (b) entstand durch eine K-Means-Klassifikation unter der Vorgabe $K = 4$ (vier Cluster).

Fläche rechts neben der Spitze in Abb. 7.8(a) im Vergleich zu den Merkmalsbildern in Abb. 7.6(a,b), die bei einer Fenstergröße von 11×11 Pixeln erstellt wurden. Mit Hilfe des K-Means-Klassifikators können die Flächen bezüglich ihrer Reflexionseigenschaften scharf getrennt werden. Zusätzlich werden die Inhomogenitäten sichtbar.

Die Cooccurrence-Methode ist geeignet, die Flächen bezüglich ihrer Oberflächenstruktur zu segmentieren. Die unterschiedlichen Oberflächeneigenschaften der Pyramidenflächen werden von den Merkmalen erfasst und erscheinen deutlich im Segmentierungsergebnis. Bei Verwendung des Versatzes $(0, 0, 1)^T$ in Beleuchtungsrichtung kann die Methode punktgenau, ohne Nachbarschaftsrelationen, arbeiten.

Die hier verwendete Cooccurrence-Methode stellt eine Erweiterung eines Verfahrens dar, das zur Texturanalyse einzelner Bilder entwickelt wurde. Es stellt sich daher die Frage, wie gut mit dieser Methode das Bild der diffus beleuchteten Pyramide segmentiert werden kann. In Abb. 7.9(a) ist ein Merkmalsbild, das durch die Anwendung eines 2d-Cooccurrence-

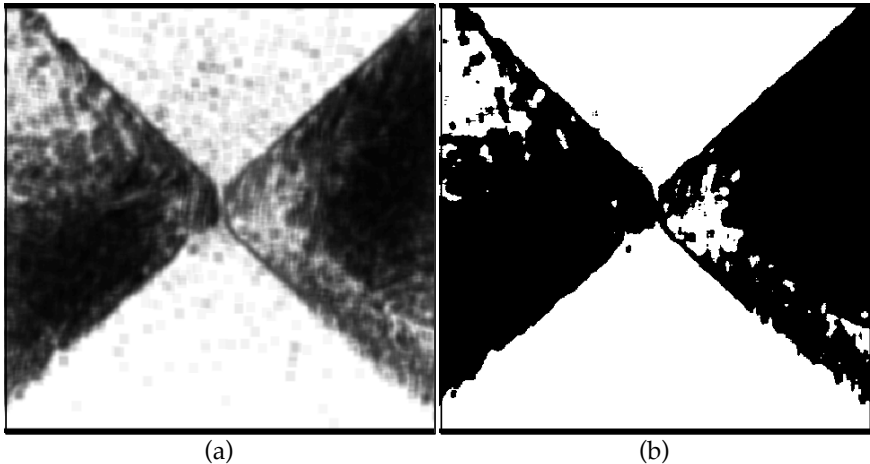


Abbildung 7.9: Merkmalsbilder, entstanden aus dem Bild der diffus beleuchteten Pyramide in Abb. 7.1(a) mit Hilfe der Cooccurrence-Methode und dem Merkmal „Angular Second Moment“. Bild (b) zeigt das Segmentierungsergebnis nach einer Schwellenwertbildung durch den K-Means-Algorithmus.

Operators entstanden ist, zu sehen. Abbildung 7.9(b) zeigt das entsprechende Segmentierungsergebnis nach einer Schwellenwertbildung durch den K-Means-Algorithmus. Das Segmentierungsergebnis in Abb. 7.9(b) ermöglicht eine grobe Unterscheidung zwischen den sandgestrahlten und den polierten Pyramidenflächen. Allerdings fällt auf, dass in den polierten Bereichen viele separate Regionen erkannt werden, die fälschlicherweise als sandgestrahlt klassifiziert werden. Diese Regionen überdecken allerdings nicht die mehrfach erwähnten Kratzer in den polierten Flächen, wie ein Vergleich mit den Ergebnissen aus Bildserien zeigt (vgl. Abb. 7.8, Abb. 7.7 und Abb. 7.4). Zudem basieren die Ergebnisse in Abb. 7.9 auf einer Analyse der Nachbarschaft. Die Filtergröße beeinflusst zum einen die Robustheit des Merkmals, zum anderen auch die örtliche Auflösung. Eine punktgenaue Segmentierung ist im Gegensatz zu Verfahren, die auf Beleuchtungsserien basieren, damit nicht möglich.

Kantenbasierte Segmentierung

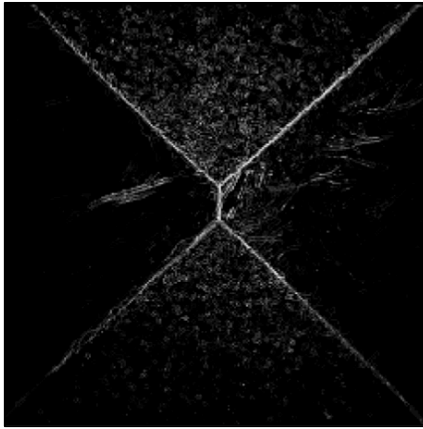
Die vier Seiten der Pyramide werden durch echte Kanten, d. h. Kanten des Reliefs, getrennt. Daneben weist die Mikrostruktur – z. B. an Kratzern – Reliefkanten auf. Die Pyramide ist deshalb ein gutes Testobjekt, um den Kantenalgorithmus nach Wiegers [PW00], der in Abschnitt 5.6 erläutert wurde, auf seine Eignung zur Oberflächensegmentierung hin zu untersuchen. Abbildung 7.10 zeigt die Ergebnisse der Methode, berechnet aus der Sektorserie. Im Merkmalsbild Abb. 7.10(a) mit seinem Histogramm Abb. 7.10(b) ist die Ausprägtheit einer Kante durch einen Wert im Intervall $[0; 1]$ dargestellt. Mit Hilfe eines Schwellenwertes können Kanten ab einer gewünschten Ausprägtheit segmentiert werden. An Orten, die den Wert 0 aufweisen, wurden keine Kanten gefunden.

Die Bilder Abb. 7.10(c,d) zeigen zwei Beispiele mit den Schwellenwerten 0,2 bzw. 0,1. Die Kanten zwischen den Pyramidenflächen sind deutlich um den Mittelpunkt herum zu erkennen, mit abnehmender Intensität zum Rand hin. Vor allem die sandgestrahlten Flächen weisen deutliche Kanten auf. Hierbei handelt es sich überwiegend um Reliefkanten, die vom aufprallenden Sandstrahl erzeugt wurden. Die örtliche Auflösung der Bildserie ist hoch genug, um die Reliefkanten dieser relativ feinen Strukturen zu erfassen. Im Bereich der polierten Pyramidenflächen sind Kratzer in der Oberfläche zu erkennen, die auch bei der Segmentierung mit anderen Verfahren herausgearbeitet werden (vgl. Abb. 7.8, Abb. 7.7 und Abb. 7.4).

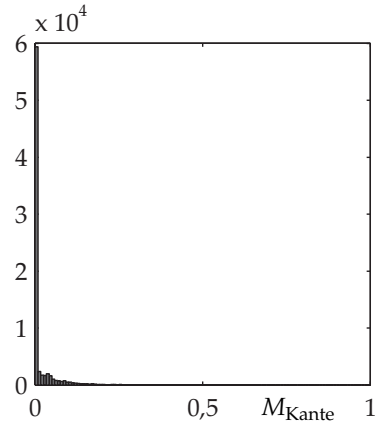
Der Nutzen von Beleuchtungsserien zur Segmentierung von Reliefkanten erschließt sich aus dem Vergleich mit der Kantensegmentierung des Bildes der diffus beleuchteten Pyramide, die in Abb. 7.11(a) gezeigt wird. Die Grauwerte des Einzelbildes enthalten nicht genügend Informationen, um die ausgeprägten Reliefkanten zwischen den Seiten der Pyramide darstellen zu können. Statt dessen werden gerade in den Bereichen der polierten Flächen viele Kanten erkannt, die nicht mit dem Relief der Oberfläche zusammenhängen. Der Algorithmus erkennt hingegen wenige Kanten im Bereich der sandgestrahlten Pyramidenflächen.

Zusammenfassung und Bewertung

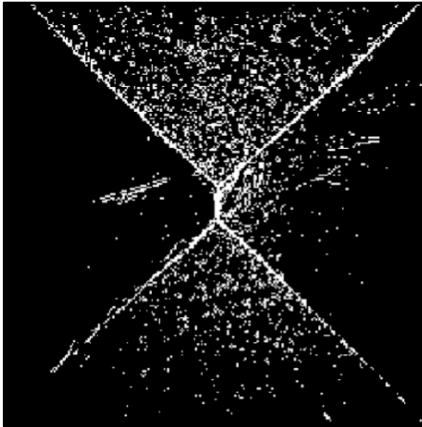
Das Bild der Pyramide bei diffuser Beleuchtung reicht offensichtlich nicht aus, um genügend Informationen über die Oberflächeneigenschaften zur extrahieren, wie die verschiedenen Versuche zeigen (vgl. Abb. 7.9 und



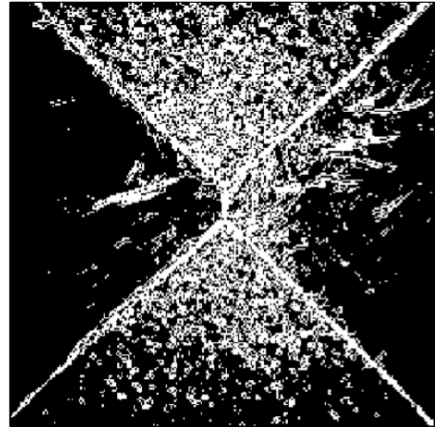
(a)



(b)



(c)



(d)

Abbildung 7.10: Kantenbasierte Segmentierung auf der Grundlage einer Sektorserie der Pyramide. Bild (a) zeigt das Merkmalsbild für die entsprechenden Kanten mit dem dazugehörigen Histogramm (b). Für die Segmentierungsergebnisse (c) und (d) wurden die Schwellen 0,2 bzw. 0,1 gesetzt.

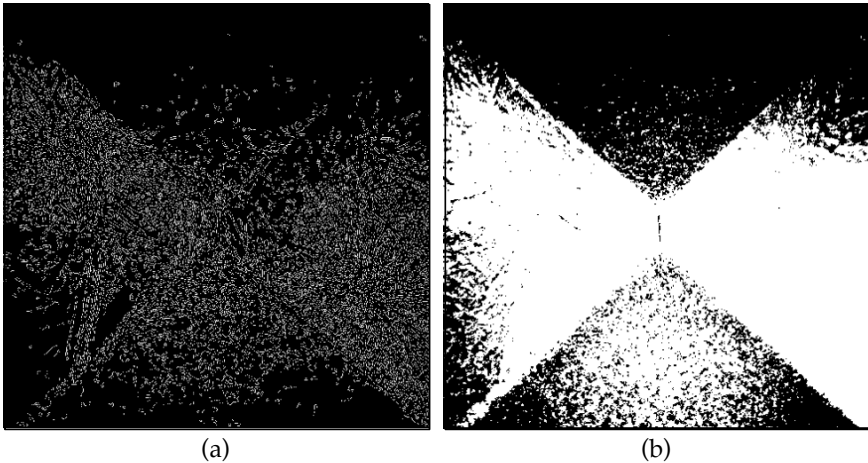


Abbildung 7.11: Segmentierung des Bildes der diffus beleuchteten Pyramide Abb. 7.1(a). Bild (a) zeigt das Ergebnis eines Canny-Kantenfilters, Bild (b) zeigt das Resultat einer Schwellenwertbildung bezüglich des Grauwertes von Bild (a).

Abb. 7.11). Für den menschlichen Betrachter erscheinen zwar die sandgestrahlten Flächen im Schnitt dunkler als die polierten in Abb. 7.1(a), so dass eine Segmentierung zwischen den Flächen unterschiedlicher Oberflächeneigenschaften möglich erscheint. Der Grauwert alleine reicht dazu als Merkmal jedoch nicht aus. Auch die hier untersuchten texturbasierten Merkmale lieferten keine befriedigenden Ergebnisse. Eine Segmentierung bezüglich der lokalen Richtung ist mit Hilfe eines einzelnen Bildes definitiv unmöglich. Die Verwendung von gerichteter statt diffuser Beleuchtung erhöht den Kontrast nur lokal und kann somit nicht als allgemeine Lösung des Problems angesehen werden.

Daneben bieten die hier vorgestellten Methoden für Beleuchtungsserien weitere Vorteile im Vergleich zur Segmentierung von Einzelbildern:

- pixelgenaue Segmentierung mit den Merkmalen „lokale Richtung“ und „lokale Reflexionseigenschaften“ sowie bei entsprechender Parametrisierung auch durch die Cooccurrence-Methode
- beleuchtungsinvariante Segmentierung mit der Cooccurrence-Methode

- Segmentierung von Reliefkanten und Unterdrückung von Scheinkanten bei der kantenbasierten Segmentierung

In einigen der Beispiele wird der Unterschied zwischen einer globalen und einer regionenorientierten Segmentierung deutlich. Eine globale Segmentierung erfordert zusammenhängende, unterscheidbare Bereiche im Merkmalsraum, die einen Bezug zum gewünschten Oberflächenmerkmal aufweisen. Im vorliegenden Beispiel wurden lediglich ein- oder zweidimensionale Merkmalsräume untersucht. Durch die Kombination von Merkmalen kann die Komplexität jedoch erhöht werden. Eine regionenorientierte Segmentierung untersucht örtliche Nachbarschaften und trifft die Entscheidung aufgrund lokaler Änderungen des Merkmals. Dadurch können Regionen unterschieden werden, die bei einer globalen Betrachtung keine signifikanten Cluster ausbilden.

Das Testobjekt „Pyramide“ veranschaulicht die Leistungsfähigkeit sowie die Unterschiede zwischen den verschiedenen Methoden und demonstriert die Vorteile von Beleuchtungsserien zur Oberflächensegmentierung.

7.2 Segmentierung von Spuren im Boden einer Patronenhülse

In der Kriminalanalytik werden verschiedene Spuren an Patronenhülsen untersucht [Hei04, Pue99, PB99, Pue06, Bre07a]. Ziel ist es, eine leere Patronenhülse der Waffe zuzuordnen, in der die Patrone abgefeuert wurde. Von besonderem Interesse sind dabei die Oberflächenmerkmale auf dem Boden von Patronenhülsen. Neben der Kennzeichnung des Herstellers, die in die metallische Oberfläche eingeprägt ist, sind die Form und die Position des Schlagbolzeneindrucks sowie markante Spuren des Stoßbodens der Waffe wichtige Merkmale, die für eine nachfolgende Klassifizierung und Identifizierung herangezogen werden können [Bre07a, Bre07b, Bre05]. Abbildung 7.12 zeigt das Bild des diffus beleuchteten Bodens einer Hülse

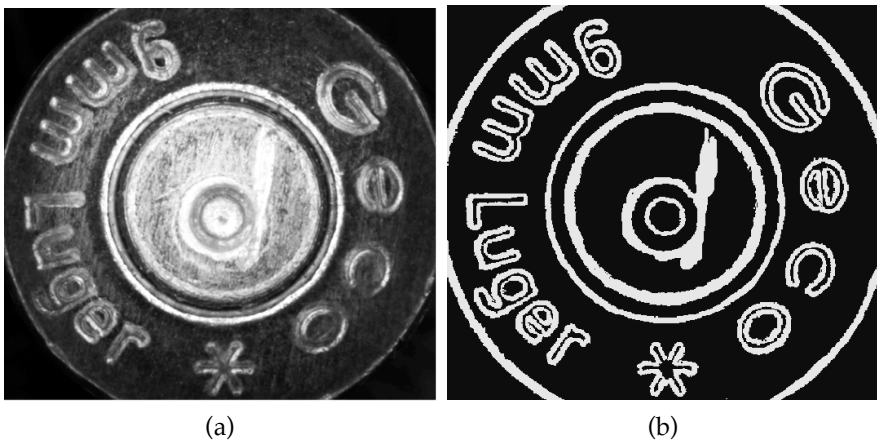


Abbildung 7.12: Bild des diffus beleuchteten Bodens einer Patronenhülse (a) und Maske mit interessanten Bereichen (b).

sowie eine Maske mit interessanten Bereichen. In [Bre07a, Bre07b, Bre05] beschreibt Brein ein Verfahren, mit dem solche Spuren automatisch verglichen werden können. Sein Algorithmus verwendet das Bild des diffus beleuchteten Hülsenbodens sowie ein Bild unter ringförmiger Beleuchtung, um die Herstellerkennzeichnung, die Rille um das Zündhütchen und den Schlagbolzenabdruck zu segmentieren. Diese Bereiche werden bei der späteren Analyse der Feinstruktur der Oberfläche ausgeblendet.

Durch die Fusion von Einzelbildern einer Sektorserie mit einer Methode, die in [Hei04] beschrieben wird, erreicht Brein die Hervorhebung dieser Feinstruktur.

In diesem Abschnitt werden die bisher diskutierten Verfahren zur Oberflächensegmentierung am Beispiel der Patronenhülse erprobt. Hierbei sollen vor allem die Prägungen der Herstellerbezeichnung, der Schlagbolzen-eindruck und die Rille um das Zündhütchen berücksichtigt werden.

Segmentierung bezüglich der lokalen Richtung

Die interessierenden Objekte sind Prägespuren. Eine Segmentierung bezüglich der Oberflächenrichtung erscheint daher vielversprechend. Für die Schätzung der lokalen Richtung werden eine Sektorserie und eine Ringserie des Bodens der Patronenhülse benötigt (vgl. Abschnitt 5.2). Damit lassen sich die beide Komponenten der lokalen Richtung, das Azimut ξ und der Elevationswinkel ν , zunächst separat bestimmen. Abbildung 7.13(a) zeigt das Azimut der lokalen Richtung und Abb. 7.13(b) den Elevationswinkel, jeweils codiert als Grauwerte in den beiden Merkmalsbildern. Insbesondere in Abb. 7.13(b) sind die steilen Flanken der Prägungen als helle Bereiche gut zu erkennen. Eine einfache Schwellenwertbildung durch den K-Means-Algorithmus liefert sehr gute Ergebnisse (Abb. 7.13(c)).

Das Split-and-Merge-Verfahren zerlegt die Prägespuren in kleinere Segmente. Auch hierbei werden die Buchstaben sehr genau dargestellt, wie Abb. 7.13(d) zeigt. Die Segmentierung bezüglich des Azimuts aus dem Merkmalsbild in Abb. 7.13(a) liefert Segmente, welche die einzelnen Flanken der Prägespuren repräsentieren. Für die weitere Verarbeitung ist eine solche Zerlegung wenig geeignet, so dass die Segmentierungsergebnisse an dieser Stelle nicht gezeigt werden. Die Segmentierung bezüglich des örtlichen Normalenvektors kann im (ξ, ν) -Merkmalsraum erfolgen. Abbildung 7.14(a,b) zeigt den Merkmalsraum, der mit Hilfe des K-Means-Algorithmus in vier bzw. acht Cluster zerlegt worden ist, in einer Polarkoordinatendarstellung. Die Zentren der Cluster sind jeweils durch ein Kreuz gekennzeichnet. Die resultierenden Segmentierungsergebnisse sind in Abbildung 7.14(c,d) dargestellt. Die Methode funktioniert auf den ersten Blick, denn die Flanken der Prägungen treten deutlich hervor. Es ist jedoch problematisch, dass sich aufgrund der filigranen Oberflächenstruktur keine deutlichen Cluster im Merkmalsraum abzeichnen. Der K-

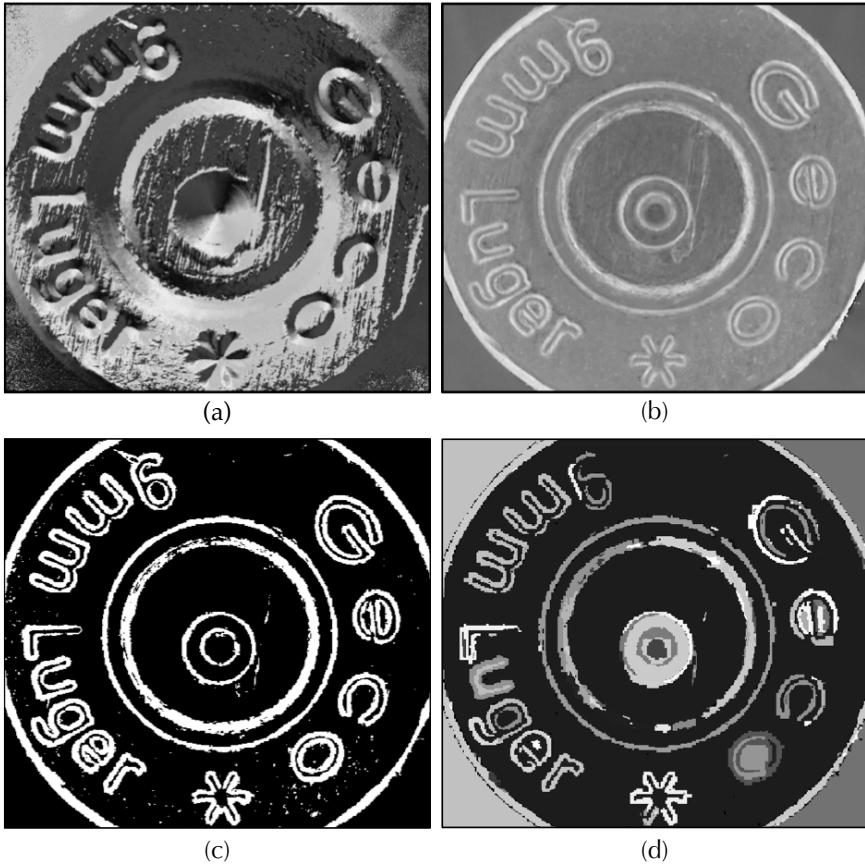


Abbildung 7.13: Die beiden Merkmalsbilder zeigen das lokale Azimut (a) und den lokalen Elevationswinkel (b) als Grauwerte codiert. Die beiden Segmentierungsergebnisse (c) und (d) wurden aus dem Merkmalsbild (b) erzeugt. Für (c) wurde der K-Means-Algorithmus und für (d) das Split-and-Merge-Verfahren verwendet.

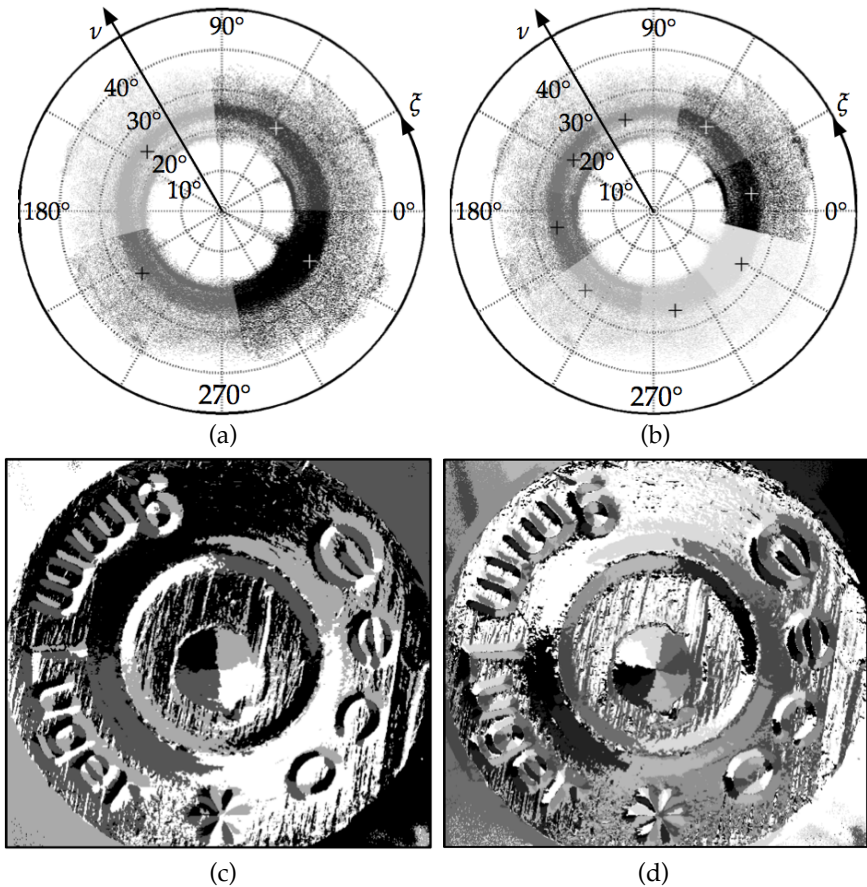


Abbildung 7.14: Segmentierung bezüglich der lokalen Richtung. Die Graphen (a) und (b) stellen die Richtung jedes Ortes der Oberfläche in einem Polarkoordinatensystem dar. Mit Hilfe eines auf den (ζ, ν) -Merkmalsraum erweiterten K-Means-Klassifikators wurden Cluster identifiziert und durch unterschiedliche Grauwerte visualisiert. Die Schwerpunkte der Cluster sind durch ein Kreuz gekennzeichnet. Die Merkmalsraumdarstellung (a) zeigt die Unterteilung in vier Cluster mit dem zugehörigen Segmentierungsergebnis in Bild (c). Die Bilder (b) und (d) zeigen die entsprechenden Resultate für die Parametrisierung des K-Means-Algorithmus mit acht Clustern. Die Anwendung des K-Means-Verfahrens ist problematisch, da sich im Merkmalsraum kaum unterscheidbare Cluster abzeichnen.

Means-Algorithmus wird dennoch immer Clusterzentren finden. Im vorliegenden Fall wird der Merkmalsraum in vier bzw. acht Segmente zerlegt, die nur eine Unterscheidung bezüglich des lokalen Azimuts ermöglichen. Die Methode ist gut geeignet um Riefen und Kratzer zu segmentieren, deren Flanken hierbei jeweils auf unterschiedliche Cluster im Merkmalsraum abgebildet werden. Eine besser geeignete Methode für die Segmen-

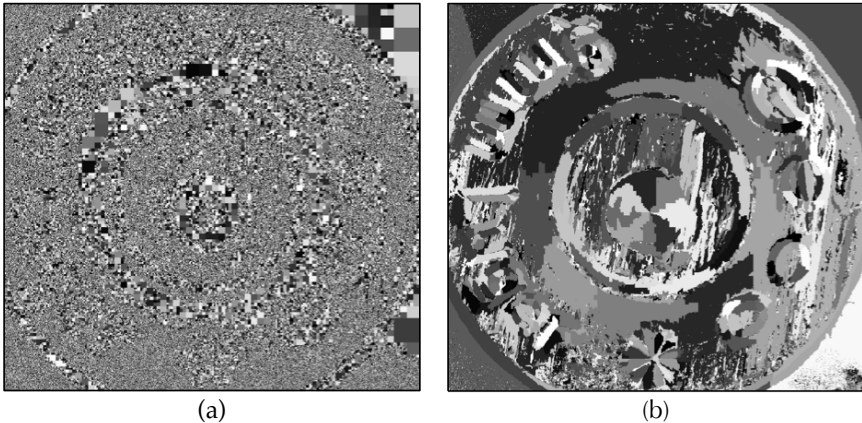


Abbildung 7.15: Segmentierung bezüglich der lokalen Richtung mit dem dafür modifizierten Split-and-Merge-Verfahren. Bild (a) zeigt das Ergebnis des Splitting-Algorithmus und Bild (b) das Segmentierungsergebnis.

tierung eines Merkmalsraums der keine offensichtlichen Cluster aufweist ist das Split-and-Merge-Verfahren, das im Gegensatz zum global arbeitenden K-Means-Algorithmus nur Unterschiede in der Nachbarschaft berücksichtigt. Es ermöglicht die Zerlegung der Oberfläche in viele kleine Regionen innerhalb der ein einheitliches Homogenitätskriterium erfüllt ist. Das für die Verwendung mit Richtungsvektoren modifizierte Verfahren berücksichtigt hierbei die Varianz der lokalen Richtungen als Kriterium. Das Ergebnis des Splittingalgorithmus ist in Abb. 7.15(a) und das Segmentierungsergebnis ist in Abb. 7.15(a) abgebildet.

Kantenbasierte Segmentierung

Die zu segmentierenden Oberflächenmerkmale sind überwiegend durch Flanken abgegrenzt. Die Übergänge zu horizontalen Flächenabschnitten

des Hülsenbodens sind Reliefkanten, die sich gut durch das kantenbasierte Segmentierungsverfahren erfassen lassen (vgl. Abschnitt 5.6). Um

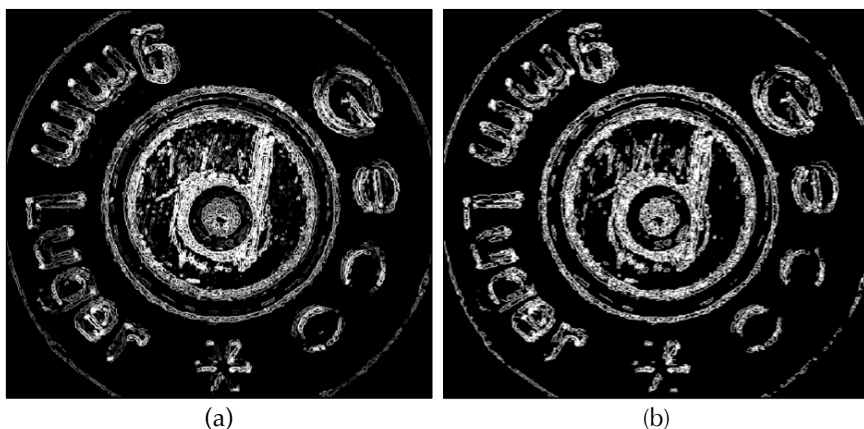


Abbildung 7.16: Ergebnisse der Kantendetektion mit dem Merkmalsbild (a) und dem Segmentierungsergebnis (b) nach einer Schwellenwertbildung.

eine geeignete Beleuchtungsstrategie zu wählen, wurde das Resultat der Ringserie mit dem der Sektorserie manuell verglichen. Die Sektorserie lieferte hierbei deutlich schärfere Ergebnisse, da in einigen Bildern der Ringserie viele der horizontalen Reliefkanten gleichzeitig von beiden Seiten beleuchtet werden, was zu einem verringerten Kontrast führt. In [LP07a] wurden zusätzlich zwei Elevationsserien an einer Patronenhülse getestet. Durch die dabei verwendete gerichtete Beleuchtung steigt der Kontrast von Kanten, die senkrecht zur Spur der Lichtquelle verlaufen. Kanten, die annähernd parallel zur Spur verlaufen, werden jedoch schwach dargestellt, so dass zwei Beleuchtungsserien mit orthogonalem Azimut benötigt werden, um die Oberfläche komplett segmentieren zu können.

Das Merkmalsbild in Abb. 7.16(a) wurde aus der Sektorserie berechnet. Durch Schwellenwertbildung mit dem Schwellenwert 0,01 entstand das Segmentierungsergebnis Abb. 7.16(b). Es enthält sehr deutlich die Kanten der Flanken aller gewünschten Objekte. Abhängig vom Schwellenwert können auch größere Riefen und Spuren im Bereich des Zündhütchens gut dargestellt werden.

Segmentierung mit Hilfe der 3d-Cooccurrence-Methode

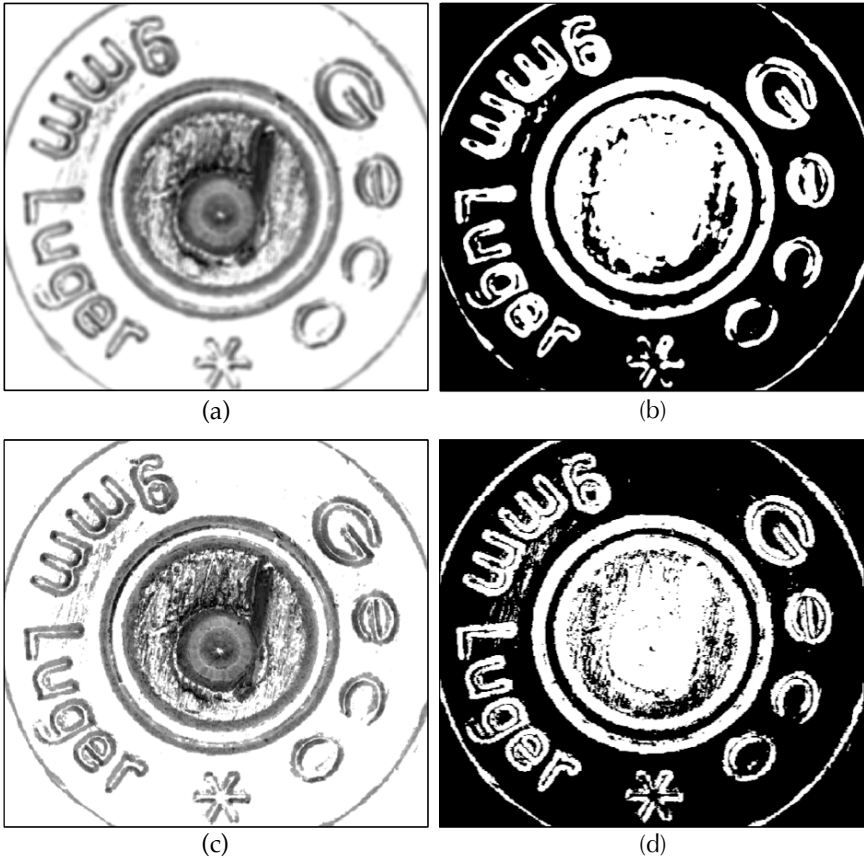


Abbildung 7.17: Segmentierung mit Hilfe der 3d-Cooccurrence-Methode. Für die Erstellung der Merkmalsbilder (a) und (c) wurde der Versatz $(0, 0, 1)^T$ in Beleuchtungsrichtung und das Merkmal „Homogenität“ gewählt. Die Größe des verwendeten Fensters beträgt im Fall (a) 11×11 Pixel. Für das Merkmalsbild (c) wurde die Fenstergröße 1 gewählt. Die Segmentierungsergebnisse (b) und (d) wurden mit Hilfe des K-Means-Algorithmus aus den Merkmalsbildern gewonnen.

Die Cooccurrence-Methode liefert besonders gute Ergebnisse mit dem Merkmal „Homogenität“, welches die Ordnung der untersuchten Struktur

beschreibt. Die lokalen Cooccurrence-Matrizen wurden mit dem Versatz $(0, 0, 1)^T$ erstellt.

Als Grundlage diente die Sektorserie des Hülsenbodens. Die Intensitätssignale der geneigten Flanken von Prägungen und Kratzern weisen deutlich andere Grauwertverläufe auf als die Intensitätssignale von waagrecht orientierten Orten. Letztere werden im Idealfall (falls keine Abschattung auftritt) in jedem Bild ähnlich stark beleuchtet und streuen dementsprechend ähnlich viel Licht in die Kamera. Die Flanken der Prägungen hingegen streuen nur dann viel Licht in die Kamera, wenn sie direkt von einem sektorförmigen Muster beleuchtet werden. In allen anderen Fällen ist die Intensität der Grauwerte in den Einzelbildern sehr gering. In den beiden Merkmalsbildern Abb. 7.17(a) und Abb. 7.17(c) sind die hellen, waagrechten Flächen sehr deutlich von den dunkleren, geneigten Flächen unterscheidbar. Nur ausgeprägte Riefen und Kratzer sind zu sehen, vor allem im Bereich des Zündhütchens. Die Ergebnisbilder Abb. 7.17(b) und Abb. 7.17(d) wurden mit Hilfe des K-Means-Algorithmus erstellt. Die beiden Ergebnisse Abb. 7.17(a,b) und Abb. 7.17(c,d) unterscheiden sich in der Größe der Fensterfunktion, welche auf die Bilder der Serie angewendet wurde, um die Cooccurrence-Matrix zu erstellen. Für Abb. 7.17(a) wurde eine Nachbarschaft von 11×11 Pixel berücksichtigt, während für Abb. 7.17(c) nur ein Pixel aus jedem Bild der Serie verwendet wurde. Die Bilder der unteren Zeile in Abb. 7.17, berechnet ohne Auswertung von Nachbarschaftsrelationen, erscheinen deshalb deutlich schärfer als die Bilder der oberen Zeile und ermöglichen eine genauere örtliche Auflösung.

Segmentierung von Einzelbildern

In diesem Abschnitt werden einzelne Bilder des Hülsenbodens segmentiert, um Ergebnisse für einen qualitativen und quantitativen Vergleich mit den bisher vorgestellten Ergebnissen aus Beleuchtungsserien bereitzustellen. Abbildung 7.18 zeigt den diffus beleuchteten Hülsenboden und das Segmentierungsergebnis nach einer Schwellenwertbildung. Der Schwellenwert wurde hierbei manuell ausgewählt, um ein möglichst gutes Ergebnis zu erzielen. Die geprägten Buchstaben sind teilweise zu sehen, während der Bereich des Zündhütchens nicht aufgelöst werden kann.

Eine diffuse Beleuchtung stellt zwar sicher, dass alle Bereiche der Oberfläche beleuchtet werden, jedoch kommt es durch die additive Überlagerung zu einer Verringerung des Kontrastes. In manchen Fällen wer-

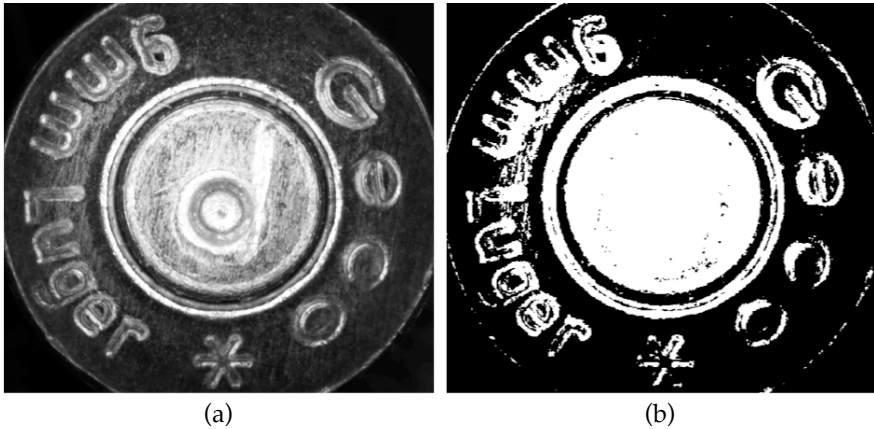


Abbildung 7.18: Segmentierung der diffus beleuchteten Hülse (a) durch einen manuell optimierten Schwellenwert (b).

den prinzipiell sichtbare Merkmale dadurch nahezu unsichtbar. Aus diesem Grund wurde ein einzelnes Bild der Ringserie gewählt, welches in Abb. 7.19(a) abgebildet ist. Die Ringserie ist prädestiniert dafür, insbesondere die nach außen zeigenden Flanken mit hohem Kontrast darzustellen. Die Problematik für eine automatische Segmentierung liegt hierbei in der Wahl des geeignetsten Bildes, d. h. in der Wahl des Elevationswinkels der ringförmigen Beleuchtung, der das beste Ergebnis liefert. Im vorliegenden Fall wurde diese Wahl manuell getroffen. Auf der Grundlage dieses Bildes erfolgte eine Schwellenwertbildung (Abb. 7.19(b)) sowie eine Kantendetektion mit Hilfe des Canny-Algorithmus mit anschließender Schwellenwertbildung (Abb. 7.19(c)). Außerdem wurde das Split-and-Merge-Verfahren angewendet, wobei das größte Segment als Hintergrund definiert wurde und alle anderen Segmente zusammengefasst wurden (Abb. 7.19(d)).

Zusammenfassung und Bewertung

Anscheinend sind die Ergebnisse der Segmentierung der Einzelbilder in Abb. 7.19 von ähnlich hoher Qualität wie die zuvor präsentierten Segmentierungsergebnisse aus Beleuchtungsserien. Es gibt jedoch eine Schwierigkeit: die Beleuchtung für die Aufnahme des einzelnen Bildes wurde manuell optimiert. Die Einstellungen der Beleuchtung sowie die Parameter der

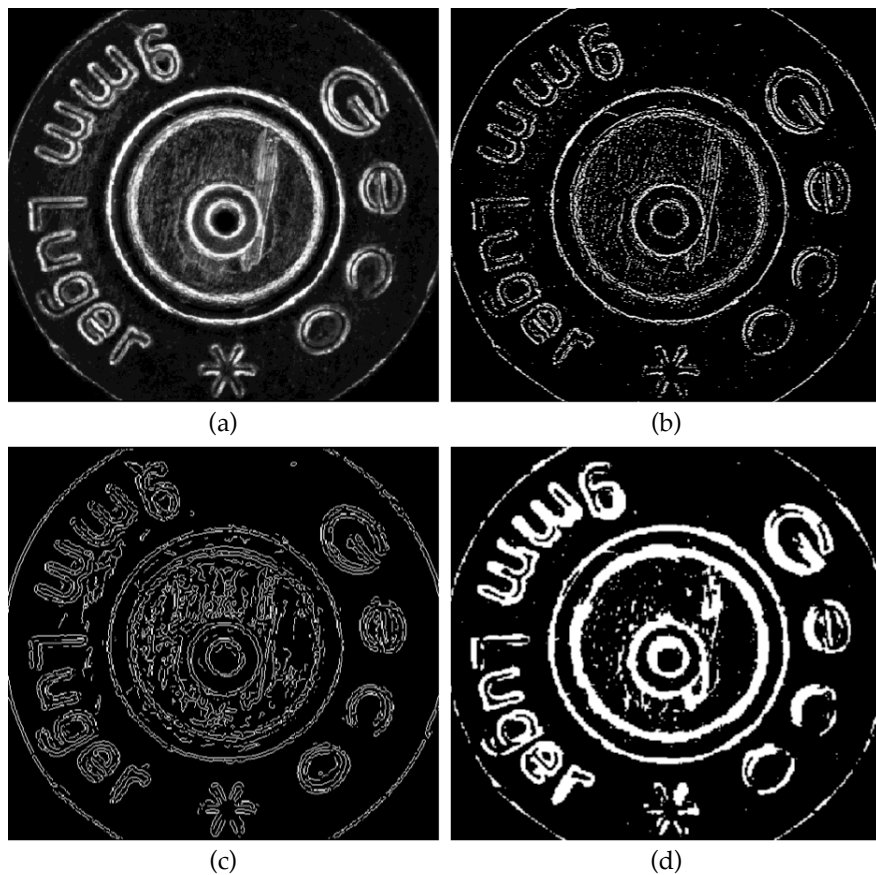


Abbildung 7.19: Ergebnisse der Segmentierung eines manuell ausgewählten Bildes der Ringserie (a). Die Segmentierungsmethoden waren: Schwellenwertbildung (b), Kantendetektion durch das Canny-Filter (c) und Split-and-Merge-Verfahren mit Identifizierung des Hintergrunds und Fusion der Vordergrundregionen (d).

Algorithmen liefern sehr gute Ergebnisse bei genau dieser Patronenhülse. Ein anderes Objekt erfordert andere Einstellungen, wenn zum Beispiel die Flanken der Prägespuren einen anderen Winkel aufweisen. Zudem entspricht die manuelle Auswahl eines optimalen Beleuchtungswinkels der Auswertung einer Bildserie. Brein verwendet ein automatisiertes Segmentierungsverfahren, basierend auf einem einzelnen Bild mit ringförmiger Beleuchtung, am gleichen Hülsentyp und kann damit keine vergleichbaren Ergebnisse erzielen [Bre07b, Bre05].

Diesem Resultat stehen die Segmentierungsergebnisse aus den Beleuchtungsserien gegenüber. Sowohl die Merkmalsextraktion, als auch die Klassifikation mit dem K-Means-Verfahren erfolgten automatisch. Entscheidend ist, dass eine gut gewählte Beleuchtungsserie stets mehr Informationen über Details der Oberfläche trägt als ein einzelnes Bild. Deshalb liefern die gewählten Algorithmen auch bei nicht optimaler Parametrisierung gute, konkurrenzfähige Ergebnisse. Darüber hinaus kann mit Hilfe einer Beleuchtungsserie eine punktgenaue Segmentierung erfolgen. Abbildung 7.20 zeigt die Resultate eines quantitativen Vergleichs der Segmentierungsergebnisse mit der Maske in Abb. 7.12(b). Die obere Reihe (A–D) zeigt Segmentierungsergebnisse, die unter Verwendung einer Beleuchtungsserie entstanden sind, während für die Ergebnisse der unteren Reihe (E–H) nur ein Einzelbild zur Verfügung stand. Es ist deutlich zu erkennen, dass alle Ergebnisse aus Beleuchtungsserien eine hohe Sensitivität aufweisen. Die geringe Spezifität der Ergebnisse B und D rührt daher, dass die verwendeten Merkmale aus der Cooccurrence-Methode in der Lage sind, sehr feine Details zu erfassen, die von der Maske nicht berücksichtigt werden. Eine Optimierung der Parameter könnte Abhilfe schaffen. Bei der Würdigung der guten Ergebnisse von G und H (Einzelbildsegmentierung) ist die oben erwähnte manuelle Optimierung zu berücksichtigen. Dennoch weisen A, B und D, für die Beleuchtungsserien verwendet wurden, eine deutlich höhere Sensitivität auf.

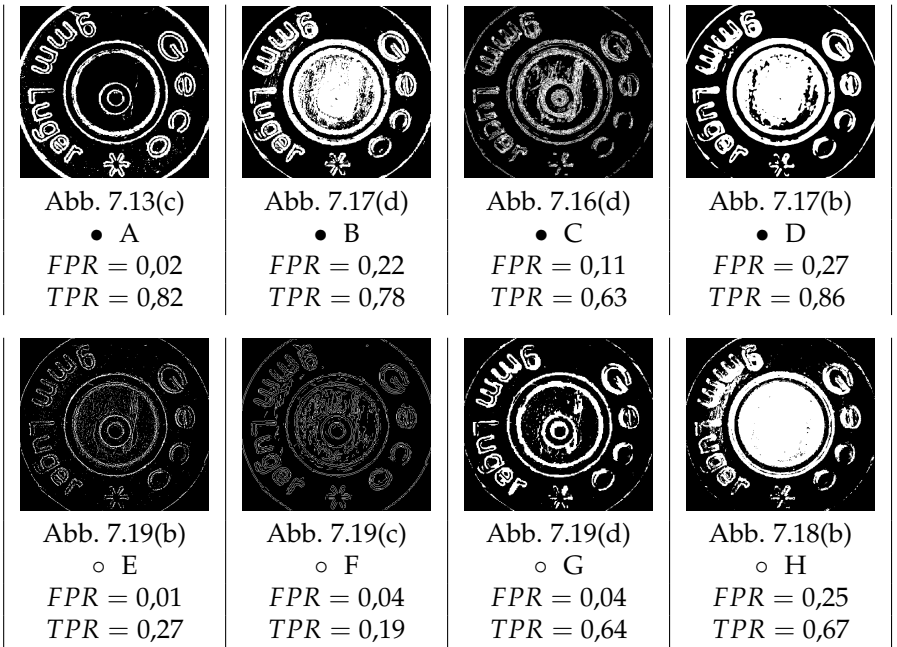
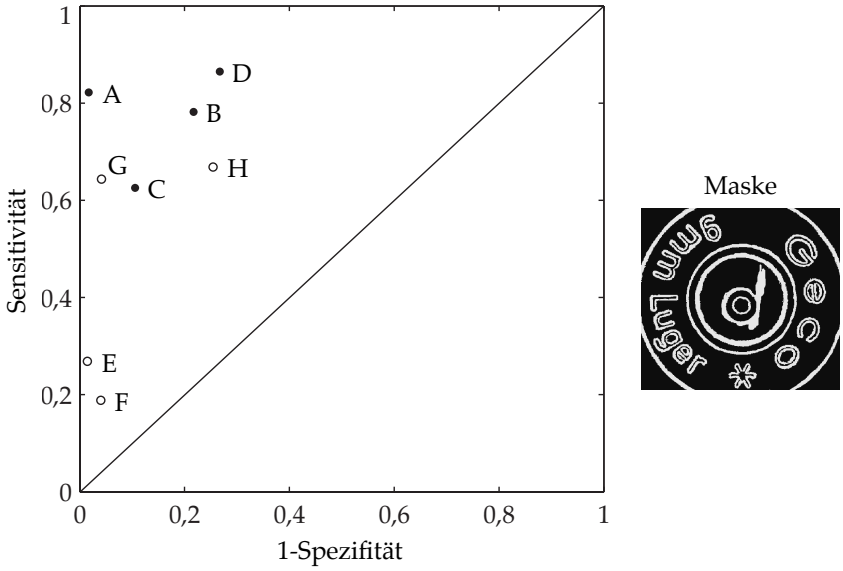


Abbildung 7.20: Resultate der ROC-Analyse.

7.3 Segmentierung von lackiertem Holz

Die Oberflächeneigenschaften von lackiertem Holz stellen eine besondere Herausforderung für die Segmentierung dar. Das Holz zeigt eine ausgeprägte Textur, die das Erscheinungsbild dominiert. Das einfallende Licht wird vom Holz überwiegend diffus reflektiert. Die überwiegend transparente, sehr glatte Lackschicht hingegen weist eine stark spiegelnde Reflexion auf. Sie ist nur unter bestimmten Beleuchtungswinkeln im Bild sichtbar. Unregelmäßigkeiten in der Lackschicht sind deshalb schwer zu segmentieren. Die Reflexionseigenschaften können jedoch als Merkmal für die Segmentierung dieser nicht kooperativen Oberfläche herangezogen werden. Als Beispiel dient eine lackierte Holzoberfläche, die an einigen Stellen, aufgrund eines Produktionsfehlers, keinen Lacküberzug aufweist. Diese Orte sollen gegenüber der korrekt lackierten Fläche segmentiert werden. Mit Ausnahme der Übergänge zwischen lackierten und schlecht lackierten

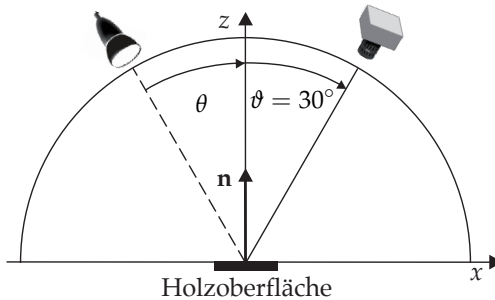


Abbildung 7.21: Messaufbau zur Segmentierung von lackfreien Regionen einer lackierten Holzoberfläche. Der Beobachtungsvektor \mathbf{o} und der Beleuchtungsvektor \mathbf{b} liegen in einer Ebene mit der Holzprobe, deren Richtung durch den Vektor \mathbf{n} beschrieben wird.

Bereichen ist die Makrostruktur der Oberfläche hinreichend eben, so dass von einer einheitlichen Richtung der Oberfläche ausgegangen wird. Eine Variation des Elevationswinkels der Beleuchtung ist somit ausreichend, um die Reflexionseigenschaften der meisten Oberflächenpunkte gut schätzen zu können. Die Beleuchtungs- und die Beobachtungsrichtung müssen mit der Oberflächennormalen \mathbf{n} der Holzprobe in einer Ebene liegen, um die Voraussetzung für eine ideale Reflexion nach dem Reflexionsgesetz zu

erreichen, wie in Abb. 7.21 dargestellt ist. Die Abtastung und somit die Parameterschätzung der Reflexionsfunktion vereinfachen sich mit diesem Messaufbau zu einem eindimensionalen Problem.

Wie in Abschnitt 5.3 beschrieben wurde, ist die Breite der Streukeule ein Merkmal zur Schätzung der Reflexionseigenschaften. Die bekannte Geometrie des Messaufbaus, einschließlich der Richtung der Holzoberfläche, ermöglicht die Festlegung einer günstigen Beleuchtungsstrategie. Die wesentliche Information über die Breite der Streukeule des Lichts ist um die Beleuchtungsrichtung konzentriert, die zu einer idealen Spiegelung des Lichts in die Kamera führt. Da die Kamera die Oberfläche unter einem Elevationswinkel von $\vartheta = 30^\circ$ beobachtet, liegt ideale Spiegelung bei einem Beleuchtungswinkel von $\vartheta = -30^\circ$ vor. Durch eine höhere Abtastrate in der Umgebung dieses Winkels kann die Genauigkeit verbessert werden. Für die vorliegende Messung wurde deshalb im Bereich um den Beleuchtungswinkel -30° der Winkelabstand zwischen den Beleuchtungsrichtungen auf bis zu 1° verringert. Abbildung 7.22(a) zeigt ein typisches Intensi-

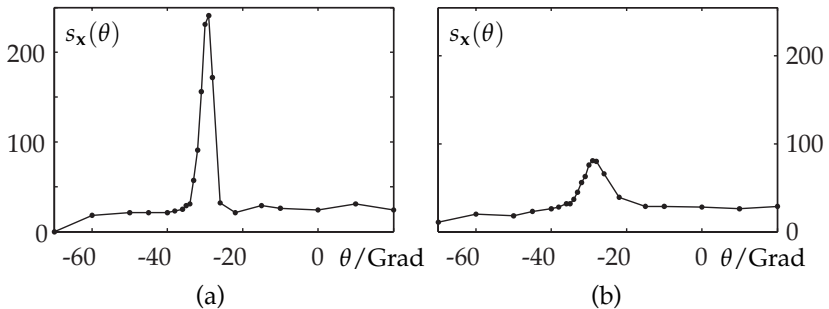


Abbildung 7.22: Intensitätssignale von lackierten (a) und nicht lackierten Orten (b) einer Holzoberfläche.

tätssignal eines mit Lack überzogenen Ortes der Holzoberfläche. Ein weiteres Intensitätssignal, das charakteristisch ist für einen Ort, an dem die Lackschicht fehlt, ist in Abb. 7.22(b) abgebildet. Hierbei sind deutlich die unterschiedliche Breite und Höhe der beiden Maxima zu erkennen.

In Abb. 7.23(a) ist das diffus beleuchtete Bild der Holzoberfläche zu sehen. Die Übergänge zwischen der lackierten Fläche in der Mitte des Bildes und den lackfreien Flächen am linken und rechten Rand sind nur sehr undeutlich zu erkennen. Die Flächen sind kaum unterscheidbar. Im Ein-

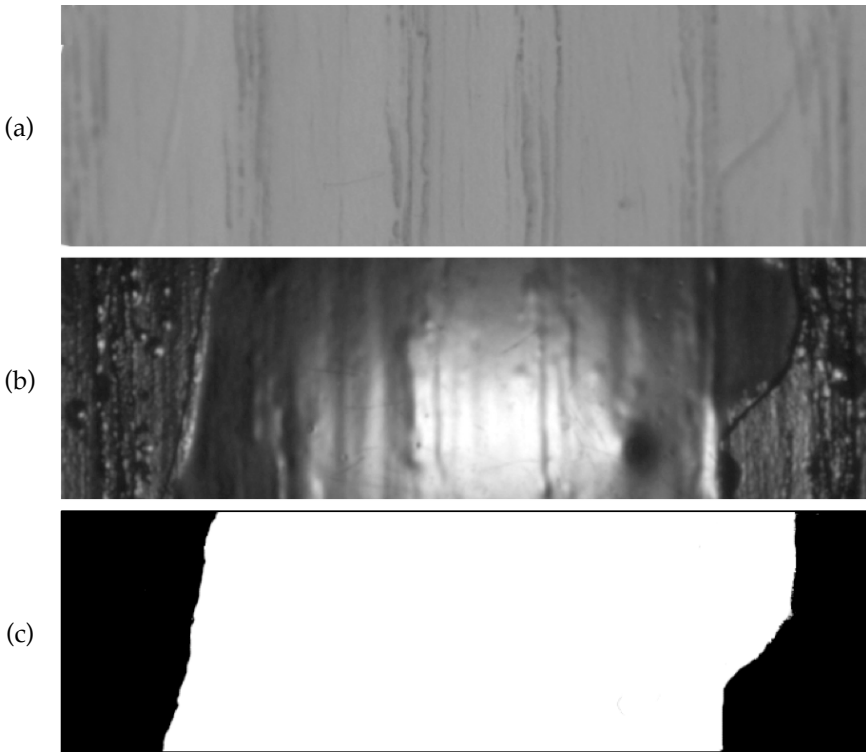


Abbildung 7.23: Holzoberfläche mit einer lackierten Fläche in der Mitte und lack-freien Bereichen am linken und rechten Rand. Bild (a) zeigt die Oberfläche unter diffuser Beleuchtung und Bild (b) zeigt ein Bild der Elevationsserie, in dem der lackierte Bereich erkennbar, aber dennoch schwer segmentierbar ist. Die Maske in Bild (c) markiert den zusammenhängenden lackierten Bereich.

zelbild der Serie Abb. 7.23(b) ist die Lackschicht für den menschlichen Betrachter erkennbar. Eine Segmentierung auf der Grundlage dieses Bildes ist jedoch schwierig, weil die beiden Flächen zum einen sehr inhomogen erscheinen und zum anderen stark überschneidende Grauwertbereiche aufweisen. Etwa in der Mitte der lackierten Fläche ist zudem ein Glanzlicht, verursacht durch die nicht ideale Beleuchtung, zu erkennen. Die einzelnen Bilder der Beleuchtungsserie sind im Anhang A.3 abgebildet.

Segmentierung bezüglich der Reflexionseigenschaften

Die Ausleuchtung der Oberfläche ist inhomogen, und die eintreffenden Lichtstrahlen sind nicht parallel, was dazu führt, dass sich der Einfallswinkel des Lichts mit dem Ort ändert. An der Stelle, an der das Glanzlicht in Abb. 7.23(b) erscheint, ist der Winkel für ideale Reflexion erreicht – das Intensitätssignal dieser Orte weist unter dem gegebenen Lichteinfallswinkel sein Maximum auf.

Trotz der schwierigen Bedingungen kann die Segmentierung mit Hilfe des Merkmals „Reflexionseigenschaften“ erfolgreich durchgeführt werden. Abbildung 7.24(b) zeigt das Merkmalsbild. Darin ist der ermittelte Modellparameter σ – die Breite der Streukeule – als Grauwert codiert. Das dazugehörige Histogramm in Abb. 7.24(a) weist zwei unterscheidbare Moden auf, die mit Hilfe eines einfachen K-Means-Klassifikators an der angegebenen Schwelle getrennt wurden. Das Resultat dieser globalen Segmentierung ist in Abb. 7.24(c) abgebildet. Alternativ wurde das Merkmalsbild mit Hilfe des Split-and-Merge-Verfahrens segmentiert (Abb. 7.24(d)). Beide Verfahren stellen die Lackfläche in einem großen zusammenhängenden Segment dar. Das Split-and-Merge Verfahren liefert in der nicht lackierten Fläche mehrere kleine Segmente. Dies kann mit der vergleichsweise breiten Verteilung der entsprechenden σ -Werte erklärt werden, die im Histogramm rechts neben der Schwelle erscheinen.

Zusammenfassung und Bewertung

Die Versuche, ein Bild der diffus beleuchteten Oberfläche oder ein Einzelbild der Serie zu segmentieren, führten zu keinen brauchbaren Ergebnissen. Vor allem die Holztextur behindert die Segmentierung von Einzelbildern. Da die Beleuchtung des Messaufbaus keine ideal parallelen Strahlen

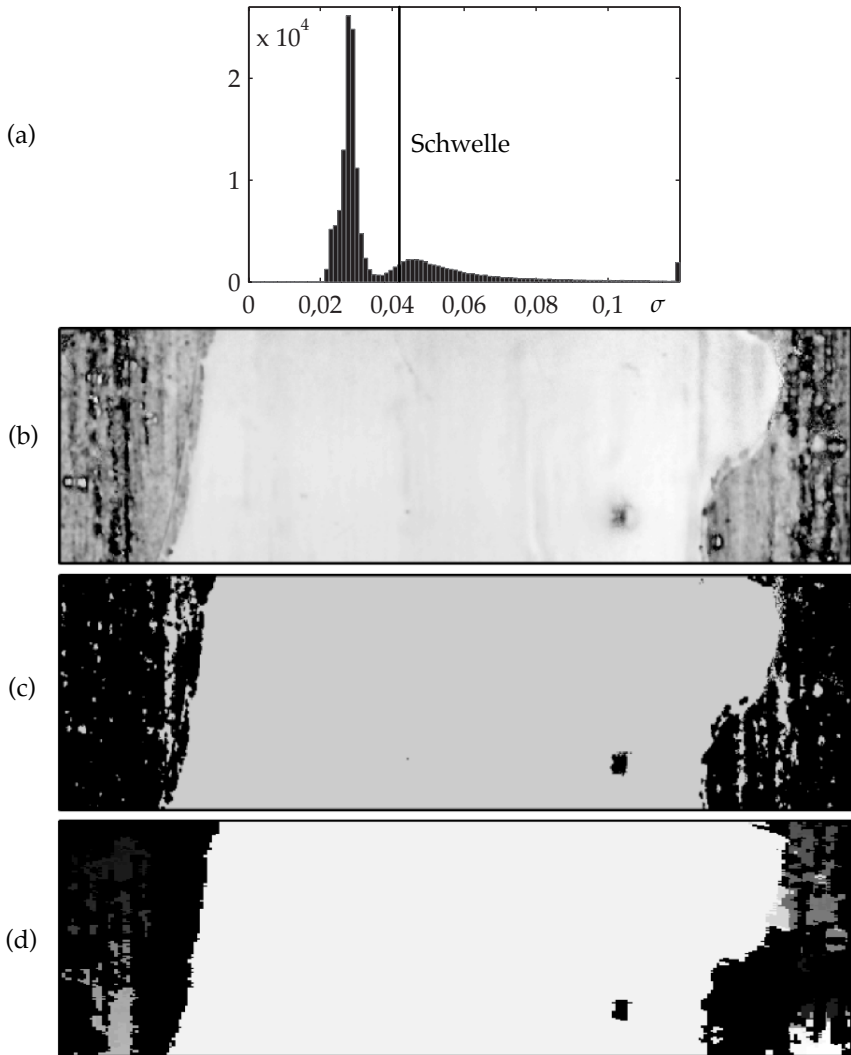


Abbildung 7.24: Segmentierung von lackfreien Stellen einer Holzoberfläche. Bild (b) zeigt den Modellparameter σ als Grauwert codiert mit dem dazugehörigen Histogramm (a). Hierbei weist ein dunkles Pixel auf eine enge Streukeule, d. h. auf ein stark reflektierendes Oberflächenelement, hin. Bild (c) zeigt das Segmentierungsergebnis nach Schwellenwertbildung und Bild (d) das Ergebnis des Split-and-Merge-Verfahrens.

liefert, erscheint zudem ein über das Bild wanderndes Glanzlicht. Mit Hilfe der Schätzung der Reflexionseigenschaften der Oberfläche können die beiden unterschiedlichen Bereiche jedoch gut getrennt werden. Eine globale Segmentierung auf Grundlage des deutlich bimodalen Histogramms ist für diese Anwendung geeigneter als das Split-and-Merge-Verfahren. Letzteres zerteilt die nicht lackierte Holzoberfläche in viel zu kleine Segmente. Es entspricht der Beobachtung, dass die Holzoberfläche nach Absplittung des Lacks stellenweise noch Lackreste aufweist. Für die praktische Anwendung ist diese Unterteilung jedoch nicht notwendig. Es reicht aus, fehlende Lackflächen zu segmentieren. Versuche mit weiteren Merkmalen führten nicht zu nennenswerten Ergebnissen.

7.4 Segmentierung kraterförmiger Lackdefekte auf Holz

Im vorhergehenden Abschnitt wurde auf die Schwierigkeiten hingewiesen, die sich bei der Segmentierung fehlender Lackschichten auf Holz ergeben: die ausgeprägte Textur des Holzes und die optischen Eigenschaften des Lacks, der überwiegend transparent ist, aber einen Teil des eintreffenden Lichts nahezu ideal spiegelt.

Es wurden bereits eine Reihe unterschiedlicher Fehler an Lackschichten untersucht und klassifiziert [SS96]. Eine wichtige Gruppe stellen hierbei kraterförmige Defekte dar, die durch geplatze Blasen, Verdunstungen oder Fremdkörper entstehen [PMP06]. Pérez Grassi et al. benutzen Beleuchtungsserien, um eine Detektion und Klassifikation solcher Defekte mittels invarianter Merkmale und einer Support Vector Machine zu erreichen [PMP06, PAPP06]. Mit Hilfe des rechenaufwendigen Verfahrens gelingt es darüber hinaus, verschiedene weitere Defekte zu detektieren und zu klassifizieren [PP07, PPAO07].

Die hier präsentierten Ergebnisse zeigen, wie mit Hilfe einer Beleuchtungsserie eine Segmentierung der Oberfläche in auffällige und abweichende Bereiche durchgeführt werden kann. Damit kann die Form der Defekte deutlich herausgearbeitet werden. Im Gegensatz zu dem auf invariante, nachbarschaftsbezogene Merkmale basierenden Detektionsverfahren aus [PP07, PPAO07] werden in dieser Arbeit einfache statistische Merkmale verwendet. Ziel ist nicht die Identifizierung eines Defekts, sondern die Segmentierung auffälliger Bereiche der Oberfläche, deren Reflexionsverhalten stark mit der Beleuchtungsrichtung variiert. Damit können die Umrisse der Defekte ermittelt werden. Das Verfahren ist wesentlich einfacher, was zu einer schnellen Berechnung führt. Somit könnten die segmentierten Bereiche eine Vorauswahl für eine nachfolgende Klassifikation darstellen.

Beleuchtungsstrategie

Um die Eignung für den Einsatz in einer Produktionsumgebung zu testen, wurde versucht, den Umfang der Beleuchtungsserien möglichst klein zu halten. Von zwei Proben wurde jeweils eine Beleuchtungsserie, bestehend aus je vier Bildern erzeugt, die in Abb. 7.25 und Abb. 7.26 abgebildet sind. Die Beleuchtung erfolgte durch vier, im Abstand von 90° um die Oberflächen angeordnete Punktlichtquellen, die jeweils im gleichen Elevations-

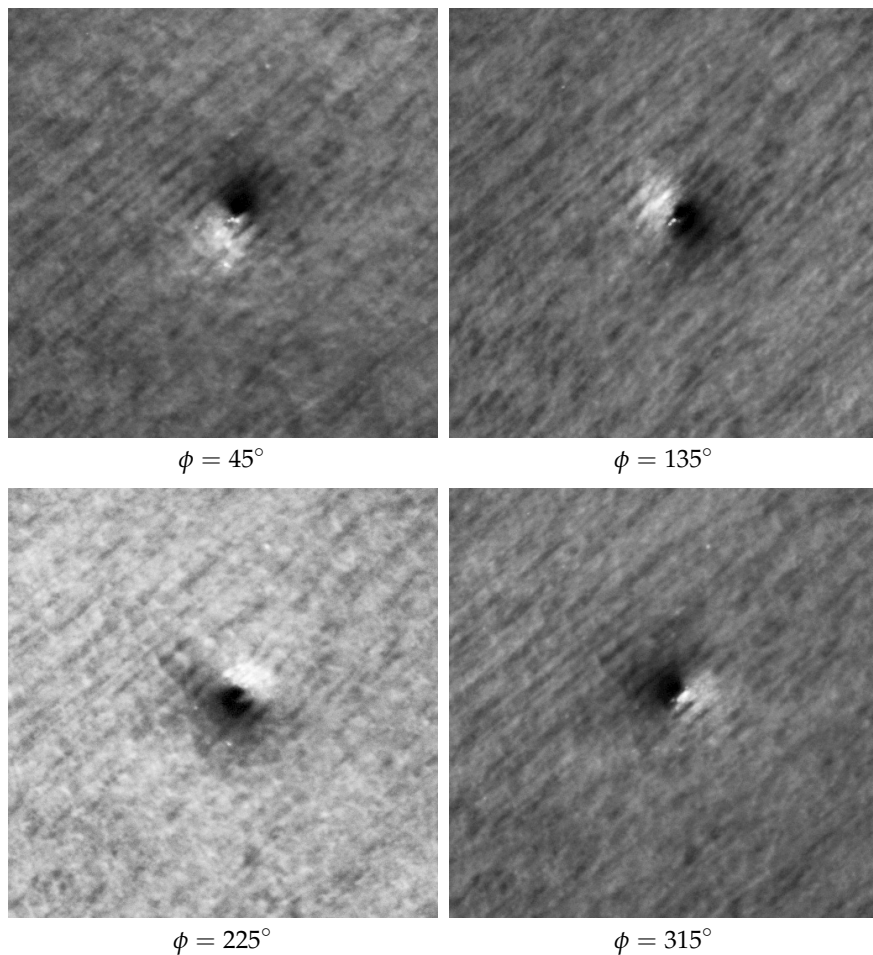


Abbildung 7.25: Einzelbilder der Beleuchtungsserie eines Kraters. Die Oberfläche wurden von einer punktförmigen Lichtquelle unter dem angegebenen Azimut und jeweils gleichem Elevationswinkel beleuchtet.

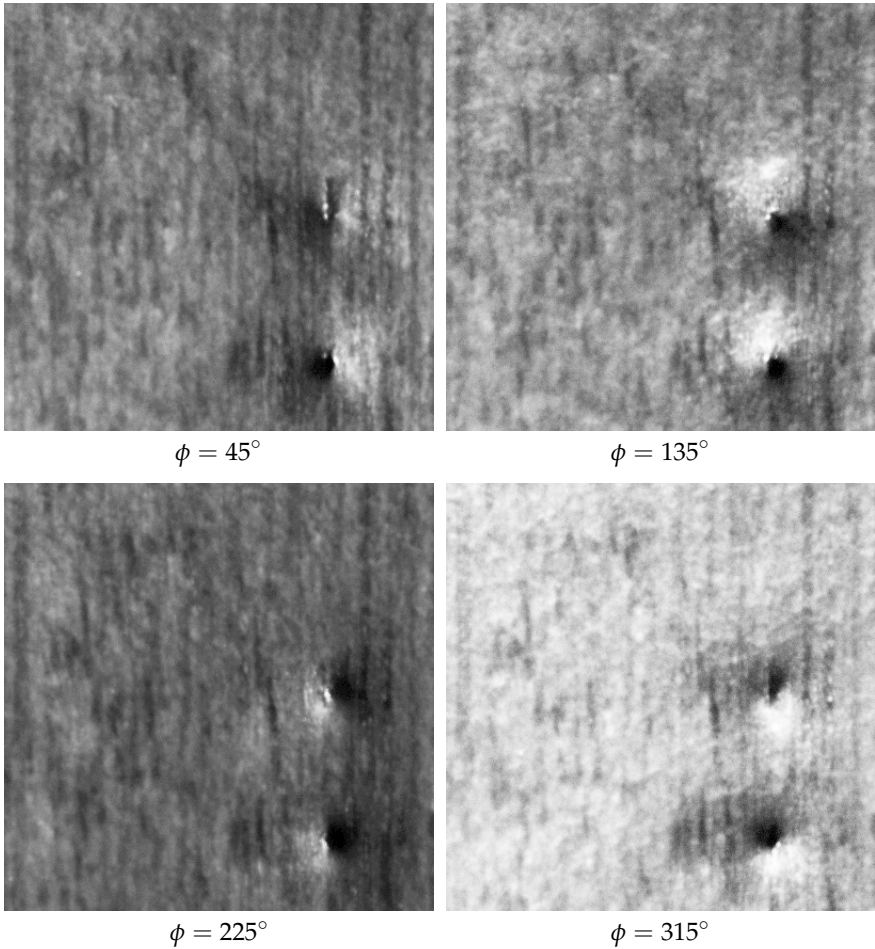


Abbildung 7.26: Einzelbilder der Beleuchtungsserie zweier Krater. Die Oberfläche wurden von einer punktförmigen Lichtquelle unter dem angegebenen Azimut und jeweils gleichem Elevationswinkel beleuchtet.

tionswinkel bezüglich der Oberfläche standen. Die kreisförmigen Kraterwände können damit gut erfasst werden. Unter geeigneter Beleuchtung spiegeln einzelne, zu den Kraterwänden gehörende Oberflächenelemente Licht in die Kamera. Die ebenen, defektfreien Lackflächen hingegen reflektieren unter der gegebenen Beleuchtung kein Licht in die Kamera. An solchen Orten dominiert das von der Holzoberfläche gestreute Licht. Auf den beiden Holzflächen in Abb. 7.25 und Abb. 7.26 sind unter gerichteter Beleuchtung kreisförmige Objekte als Inhomogenitäten der Holztextur zu erkennen.

Von den beiden Objekten stehen keine Aufnahmen unter diffuser Beleuchtung zur Verfügung. Die genauen Ausmaße des Kraterrandes waren nicht zu ermitteln, weshalb keine Maske für die Kraterbereiche erstellt werden konnte.

Segmentierung mit Hilfe der Cooccurrence-Methode

Aufgrund des gewünschten geringen Umfangs der Beleuchtungsserie erscheint die Bestimmung der lokalen Richtung der Lackschicht schwierig. Die stark reflektierende Lackschicht weist sehr enge Streukeulen auf, deren Maxima kaum durch vier Punktlichtquellen erfasst werden können. Mit Hilfe der lokalen Richtung können Abweichungen von der Ebene im Bereich der Kraterwände segmentiert werden.

Auch die Messung der Reflexionseigenschaften ist unter diesen Umständen äußerst aufwendig. Um die Breite der sehr engen Reflexionskeulen erfassen zu können, wäre eine deutlich größere Zahl von Beleuchtungsrichtungen nötig. Lediglich im Zentrum des Kraters sind abweichende Reflexionseigenschaften zu erwarten.

Die Cooccurrence-Methode liefert gute Ergebnisse für die vorliegenden Beispiele. Die statistische Analyse der Intensitätssignale kann auch anhand weniger Bilder durchgeführt werden. Im Folgenden werden mehrere Ergebnisse mit verschiedenen, ausgewählten Parametersätzen präsentiert.

Abbildung 7.27 zeigt zwei Merkmalsbilder und zwei Segmentierungsergebnisse des K-Means-Klassifikators. Das Merkmal m_{χ^2} erzeugt bei Verwendung des Versatzes $(0, 0, 1)^T$ ein sehr rauscharmes Merkmalsbild Abb. 7.27(a). Allerdings erscheint der Krater nicht als geschlossene Kreisstruktur, sondern ist in vier Bereiche gegliedert, was in etwa den vier Beleuchtungsrichtungen entspricht. Das Merkmalsbild Abb. 7.27(c), für dessen Berechnung der Versatz $(1, 0, 0)^T$ verwendet wurde, bildet neben

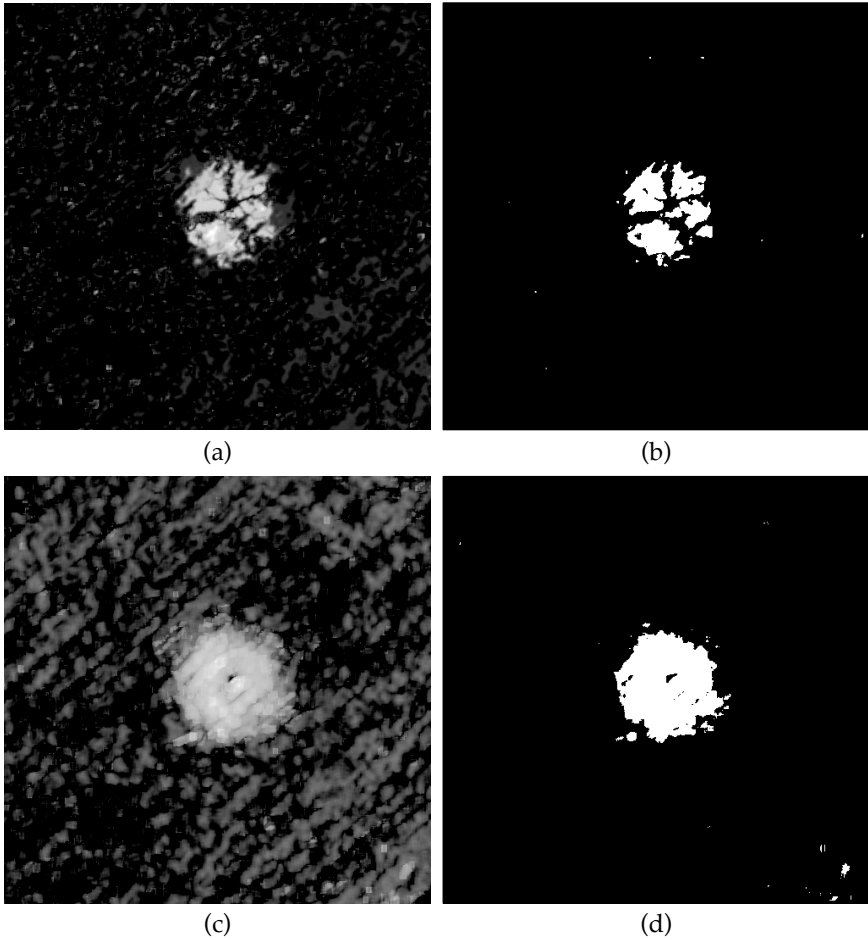


Abbildung 7.27: Ergebnisse der Cooccurrence-Methode mit dem Merkmal m_{χ^2} . Das Merkmalsbild (a) wurde mit einem Versatz in Beleuchtungsrichtung von $(0, 0, 1)^T$ und einer Fenstergröße von 4×4 Pixeln erzeugt. Bild (b) zeigt das zugehörige Segmentierungsergebnis. Für die untere Reihe wurde die Filtergröße 7×7 Pixel und ein lateraler Versatz $(1, 0, 0)^T$ verwendet. Beide Segmentierungsergebnisse (b,d) entstanden mit Hilfe des K-Means-Algorithmus aus den Merkmalsbildern (a,b).

dem Kraterbereich auch die diagonal verlaufende Maserung des Holzes ab. Deren Intensitäten sind im Vergleich zum Bereich des Kraters deutlich geringer, so dass eine automatische Klassifikation mittels K-Means im Wesentlichen die Umgebung des Kraters segmentiert. Der Einfluss der vier Beleuchtungsrichtungen ist hier nicht erkennbar.

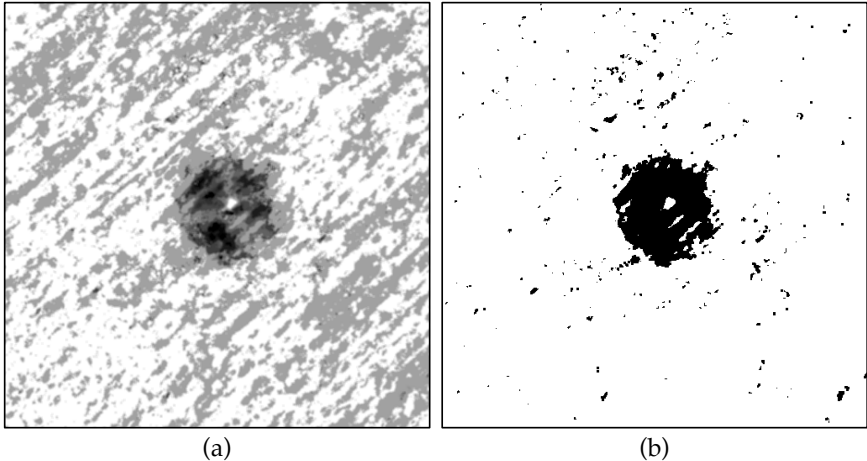


Abbildung 7.28: Ergebnis der Cooccurrence-Methode mit dem Merkmal „Homogenität“ bei einem Versatz von $(0,0,1)^T$ und einer Fenstergröße von 4×4 Pixeln.

Das dritte Beispiel Abb. 7.28 zeigt die Antwort des Merkmals „Homogenität“ mit Versatz in Beleuchtungsrichtung $(0,0,1)^T$. Ansonsten wurden die gleichen Parameter wie für Abb. 7.27(a) verwendet. Trotz der im Merkmalsbild sichtbaren Holzmaserung kann der Krater gut segmentiert werden. Interessant ist, dass auch bei diesem Merkmal die geringe Anzahl von vier Beleuchtungsrichtungen im Segmentierungsergebnis nicht sichtbar wird (vgl. Abb. 7.27(b) mit Abb. 7.28(b)). Im Merkmalsbild Abb. 7.28(a) ist dieser Effekt jedoch sichtbar. Die invertierte Darstellung im Vergleich zu den beiden vorhergehenden Ergebnissen beruht auf den Eigenschaften des Merkmals „Homogenität“ (vgl. Abschnitt 5.5.1, Gl. (5.16)).

Abbildung 7.29 enthält Merkmalsbilder und Segmentierungsergebnisse der zweiten Probe, die aus der Bildserie in Abb. 7.26 berechnet worden sind. Zur Anwendung kamen wiederum das Merkmal m_{χ^2} sowie ein Versatz in Beleuchtungsrichtung für die Berechnung der Bilder 7.29(a,b) und

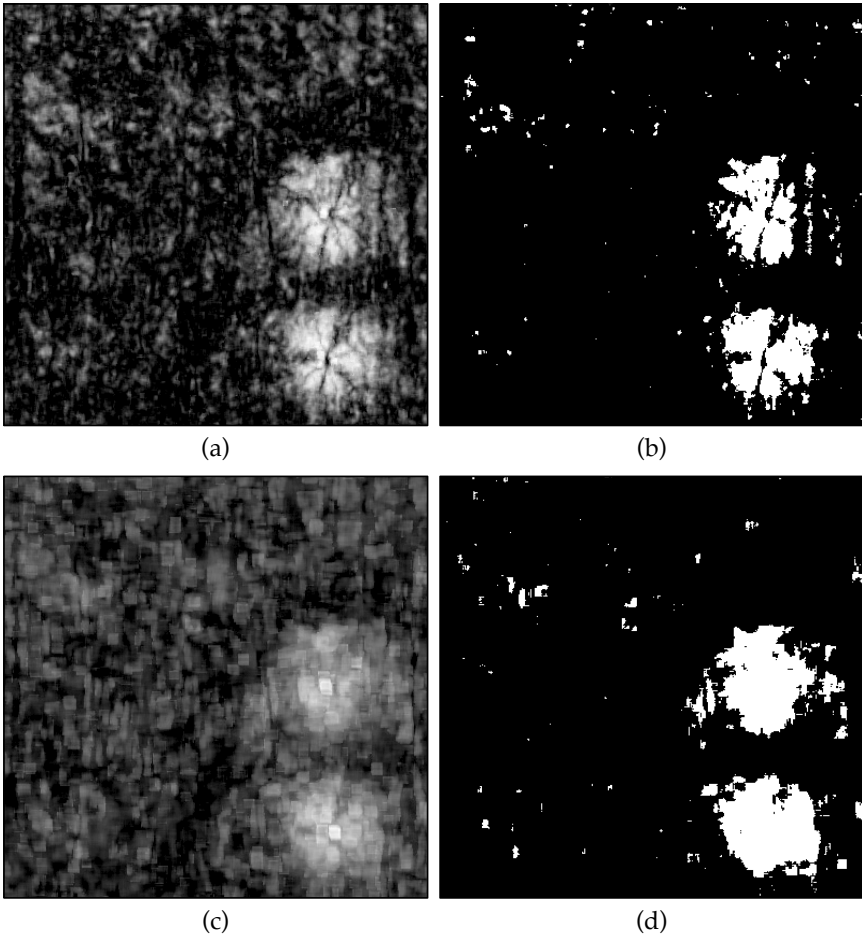


Abbildung 7.29: Ergebnisse der Cooccurrence-Methode mit dem Merkmal m_{χ^2} , entstanden aus der Beleuchtungsserie in Abb. 7.26. Für das Merkmalsbild (a) wurde der Versatz $(0, 0, 1)^T$ und für das Merkmalsbild (c) der Versatz $(1, 0, 0)^T$ gewählt. Die Filtergröße betrug jeweils 5×5 Pixel. Die Bilder (b,d) zeigen die mittels des K-Means-Algorithmus erzeugten Segmentierungsergebnisse.

ein lateraler Versatz für die Bilder 7.29(c,d). In beiden Ergebnisbildern ist der Bereich der Krater sehr deutlich segmentiert. Wiederum enthält das Merkmalsbild, das mit einem Versatz in Beleuchtungsrichtung entstanden ist, Hinweise auf die lediglich vier verwendeten Beleuchtungsrichtungen, während dies bei einem lateralen Versatz nicht sichtbar wird.

Zusammenfassung und Bewertung

Die beiden Holzflächen mit Lackdefekten zeigen, dass eine Segmentierung kraterförmiger Defekte bereits mit vier unterschiedlichen Beleuchtungsrichtungen zu guten Ergebnissen führt. Trotz der äußerst schwierigen Oberfläche kann sowohl das Zentrum als auch der Randbereich der Krater augenscheinlich mit hoher Zuverlässigkeit segmentiert werden. Die weiter oben gezeigten Einzelbilder lassen solche guten Ergebnisse nicht vermuten. Dies zeigt, dass die 3d-Cooccurrence-Methode sehr empfindlich auf Intensitätsvariationen entlang der Serie reagieren kann. Zahlreiche Versuche, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt wurden, zeigen, dass die Wahl des Versatzes (lateral oder in Beleuchtungsrichtung) sowie die Wahl des Merkmals den größten Einfluss auf das Ergebnis haben. Die weiteren Parameter spielen eine deutlich geringere Rolle.

Eine Verbesserung des Ergebnisses könnte speziell bei den vorliegenden Beispielen durch die Verwendung einer ausgedehnten statt einer punktförmigen Lichtquelle erreicht werden. Dadurch würden die Kraterwände gleichmäßiger beleuchtet werden, was ein homogeneres Ergebnis erwarten ließe.

7.5 Segmentierung von Riefen unterschiedlicher Orientierung

Mit Hilfe eines Modells kann eine zuvor bekannte Oberflächenstruktur punktgenau segmentiert werden, wenn das aufgenommene Intensitätssignal genügend Information über diese Struktur enthält. Im vorliegenden Anwendungsbeispiel wird eine Riefe modelliert. Wenn die örtliche Abtastung derart gewählt wird, dass ein Pixel stets mindestens zwei Flanken einer Riefe überdeckt, kann eine Beleuchtungsserie aufgenommen werden, in der die Intensitätssignale am Ort einer Riefe zwei Maxima aufweisen. Wird das Azimut dieser Beleuchtung variiert, so kann die Richtung einer Riefe aus den Winkeln der Maxima des Intensitätssignals bestimmt werden. Details zum Merkmal m_{RO} , dessen Extraktion aus der Beleuchtungsserie auf diesem Prinzip beruht, werden ausführlich in Abschnitt 5.4 dargelegt.

In diesem Abschnitt wird ein Testobjekt untersucht, dessen Oberfläche Riefen mit zwei unterschiedlichen Orientierung aufweist. Ein Bild der diffus beleuchteten Oberfläche wird in Abb. 5.2 gezeigt. Die Beleuchtung der Oberfläche erfolgt mit einem sektorförmigen Beleuchtungsmuster, dessen Azimut mit der Schrittweite $\Delta\phi = 30^\circ$ variiert. Die Beleuchtungsserie besteht damit aus 12 Bildern, die einzeln in Abb. 5.3 dargestellt sind. Die Segmentierung kann auf der Grundlage dieser Serie erfolgreich durchgeführt werden. In Abb. 7.30(a) wird das Merkmalsbild, darunter das zugehörige Histogramm in Abb. 7.30(c) sowie das Ergebnis der Segmentierung des Merkmalsbildes durch den K-Means-Algorithmus in Abb. 7.30(e) gezeigt. Die hohe Qualität der Segmentierung wird durch die ROC-Analyse in Abb. 7.32 belegt. Insbesondere aus dem Histogramm wird durch die beiden sehr klar getrennten Moden deutlich, wie gut die beiden Bereiche mit Riefen unterschiedlicher Orientierung getrennt werden können.

Für die Anwendung dieses Merkmals in der Praxis ist es interessant, die Anzahl der Aufnahmen der Beleuchtungsserie so gering wie möglich halten zu können. Aus diesem Grund wurde die Merkmalsextraktion zusätzlich einmal mit 6 Bildern und einmal mit 4 Bildern durchgeführt, wofür jeweils, beginnend mit dem ersten Bild, jedes zweite bzw. jedes dritte Bild der ursprünglichen Beleuchtungsserie verwendet wurde. Zusätzlich wurde eine weitere Beleuchtungsserie aus 8 Bildern aufgenommen, mit der ein nahezu gleich gutes Segmentierungsergebnis wie

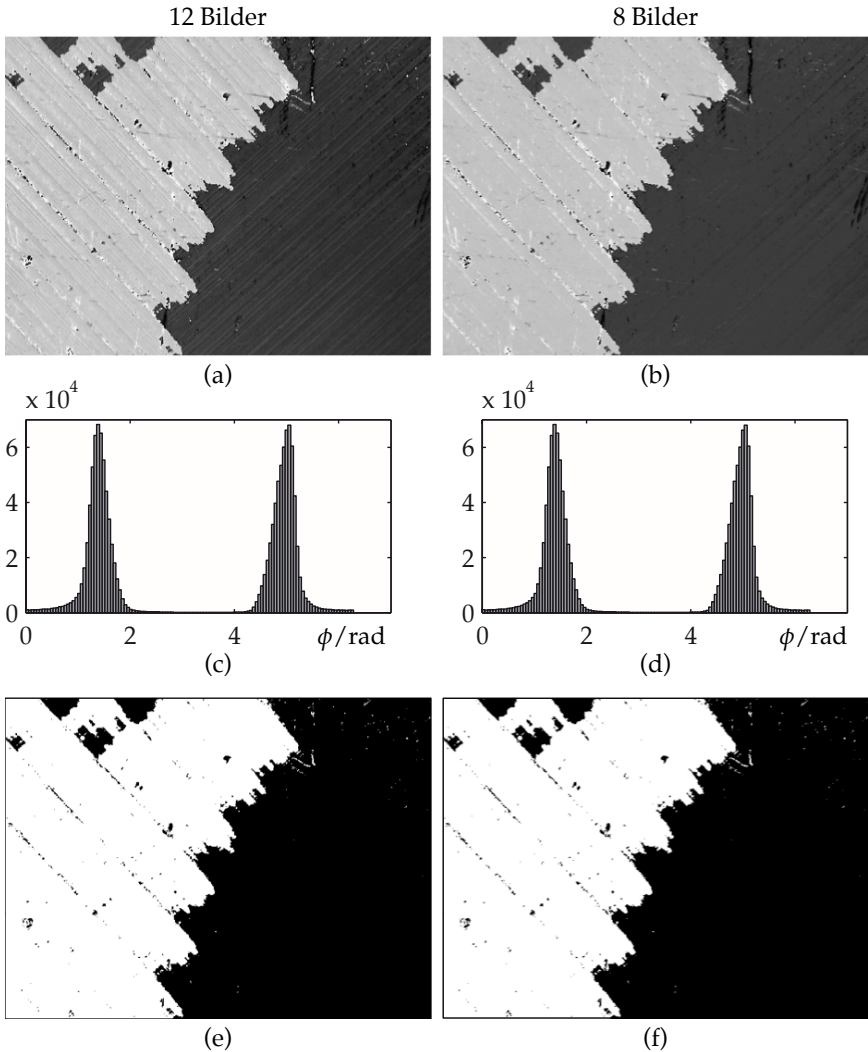


Abbildung 7.30: Segmentierung einer Oberfläche mit Riefen unterschiedlicher Orientierung. Die verwendeten Bildserien umfassen 12 Bilder (a,c,e) und 8 Bilder (b,d,f). Dargestellt ist jeweils das Merkmalsbild (a,b), das zugehörige Histogramm (c,d) und das Segmentierungsergebnis (e,f) nach einer globalen K-Means-Segmentierung.

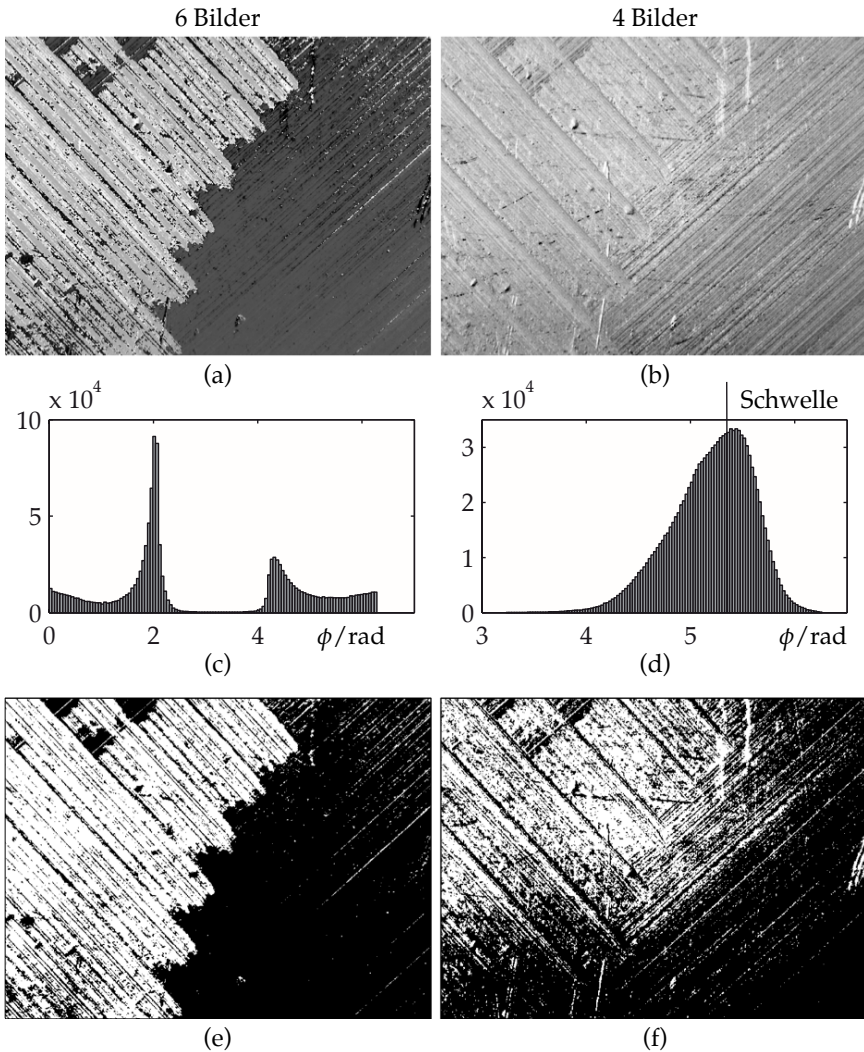
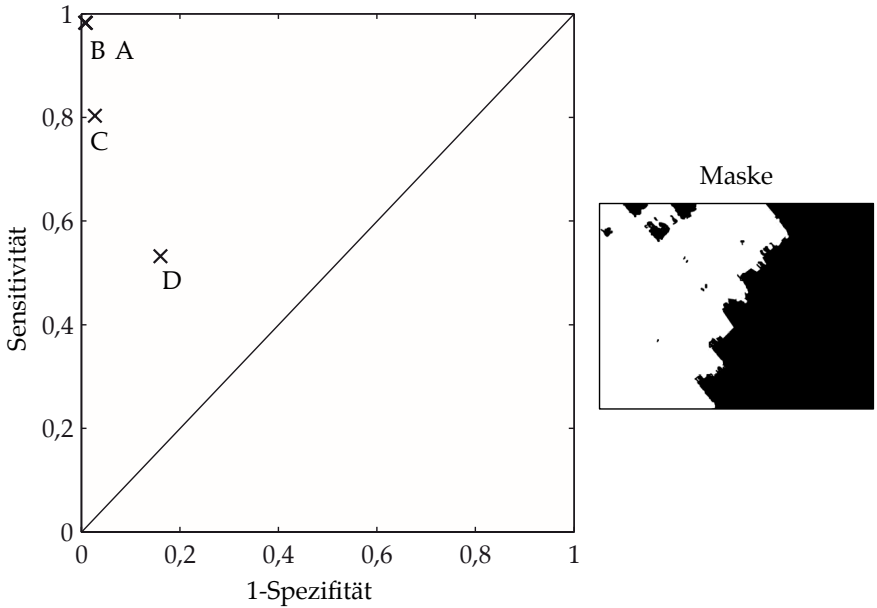


Abbildung 7.31: Segmentierung einer Oberfläche mit Riefen unterschiedlicher Orientierung. Die verwendeten Bildserien umfassen 6 Bilder (a,c,e) und 4 Bilder (b,d,f). Dargestellt ist jeweils das Merkmalsbild (a,b), das zugehörige Histogramm (c,d) und das Segmentierungsergebnis (e,f) nach einer globalen K-Means-Segmentierung.



12 Bilder K-Means × A	8 Bilder K-Means × B	6 Bilder K-Means × C	4 Bilder manuell + D
$FPR = 0,0089$	$FPR = 0,0076$	$FPR = 0,0277$	$FPR = 0,2052$
$TPR = 0,9822$	$TPR = 0,9823$	$TPR = 0,8033$	$TPR = 0,7764$

Abbildung 7.32: ROC-Analyse zur Untersuchung der Abhängigkeit eines Segmentierungsergebnisses von der Anzahl der Bilder einer Beleuchtungsserie. Segmentiert wurde eine Oberfläche in Regionen mit Riefen unterschiedlicher Orientierung. Die Ergebnisse der Beispiele A (12 Bilder) und B (8 Bilder), liegen so eng zusammen, dass die Symbole im ROC-Diagramm nicht unterschieden werden können.

bei einer Serie aus 12 Bildern erreicht wird, wie die ROC-Analyse belegt. Das Merkmalsbild mit dem Histogramm und das Segmentierungsergebnis sind in Abb. 7.30(b,d,f) abgebildet. Stehen nur 6 Bilder für eine Merkmalsextraktion zur Verfügung, werden die Moden im Histogramm des Merkmalsbildes in Abb. 7.31(c) breiter. Der Unterschied wird bei einem direkten Vergleich des Merkmalsbildes, erzeugt aus 6 Einzelbildern in Abb. 7.31(a), mit den Merkmalsbildern, erzeugt aus 12 und 8 Einzelbildern in Abb. 7.30(a,b), ersichtlich. Erwartungsgemäß bestätigt die ROC-Analyse den Qualitätsabfall bei einer Bildserie aus 6 Bildern und liefert ein immer noch brauchbares Ergebnis, wie aus dem ROC-Diagramm in Abb. 7.32 ersichtlich wird. Bei der Verwendung einer Beleuchtungsserie mit lediglich 4 Bildern fällt der Qualitätsabfall noch drastischer aus. Das Histogramm in Abb. 7.31(d) besteht nur noch aus einer Mode. Der K-Means-Algorithmus liefert kein vernünftiges Ergebnis, weshalb eine manuelle Schwellenwertbildung mit dem Schwellenwert 5,3 durchgeführt wurde. Das Segmentierungsergebnis in Abb. 7.31(f) zeigt, dass damit immer noch ein Teil der Regionen richtig segmentiert wird. Allerdings ist der Qualitätsabfall gegenüber einer Serie aus 6 Bildern nochmals erheblich, wie die ROC-Analyse belegt.

Zusammenfassend lässt sich erkennen, dass eine Halbierung der Anzahl an verwendeten Beleuchtungsrichtungen auf 6 Einzelbilder zu einem schlechteren, aber für viele Anwendungen immer noch akzeptablen Ergebnis führt. Bereits mit 8 Bildern ist eine nahezu perfekte Segmentierung möglich.

7.6 Segmentierung kugelgestrahlter Oberflächen

Eine kugelgestrahlte Oberfläche, die unter vier Beleuchtungsrichtungen in Abb. 5.4 gezeigt wird, kann mit Hilfe des Merkmals $m_{KG}(\mathbf{x})$ aus Gl. (5.11) segmentiert werden. Die Methode zur Merkmalsextraktion wurde von Puente zur Bestimmung der Kraterdichte als Maß für die Oberflächenqualität entwickelt [Pue01a, Pue01b]. In Abschnitt 5.4 wird erklärt, wie aus einem einzigen Intensitätssignal ohne die Verwendung von Nachbarschaftsbeziehungen ein Merkmal zur Unterscheidung zwischen Kratern und dem mit Riefen versetzten Hintergrund erfolgen kann. Der Nachweis für die Eignung zum Einsatz des Segmentierungsverfahrens in der automatischen Sichtprüfung wurde erbracht [Pue01a, Pue01b]. In diesem Abschnitt wird die Abhängigkeit der Merkmalsextraktion von der Anzahl der verwendeten Beleuchtungsrichtungen untersucht. Dazu wird von einer Beleuchtungsserie mit 32 Bildern ausgegangen, wie sie für die ursprünglichen Arbeiten verwendet wurde [Pue01a, Pue01b]. Von dieser Beleuchtungsserie wird für einen weiteren Versuch nur jedes zweite Bild verwendet. Somit steht eine Beleuchtungsserie aus 16 Bildern zur Verfügung. Rekursiv werden Beleuchtungsserien mit 8 Bildern und mit 4 Bildern erstellt. Die ROC-Analyse der Segmentierungsergebnisse in Abb. 7.34 zeigt keine wesentliche Veränderung der Ergebnisse für Beleuchtungsserien aus 8, 16 und 32 Bildern. Lediglich bei einem Umfang von nur 4 Bildern nimmt die Qualität stark ab. Die Segmentierung der Merkmalsbilder erfolgt mittels automatischer Schwellenwertbildung durch den K-Means-Algorithmus. In Abb. 7.33(b) wird das Histogramm des Merkmalsbildes Abb. 7.33(a) bei einer Beleuchtungsserie aus 8 Bildern gezeigt. Der K-Means-Algorithmus ermittelt einen Schwellenwert, der im Histogramm links von dem Schwellenwert liegt, der manuell in das Minimum zwischen den beiden Moden gesetzt wurde (vgl. Abb. 7.33(b)). Die ROC-Analyse des manuell segmentierten Merkmalsbildes (D), dargestellt in Abb. 7.34, zeigt eine deutlich höhere Spezifität aber auch eine etwas geringere Sensitivität gegenüber dem automatisch segmentierten Merkmalsbild (C). Auch ein qualitativer Vergleich der Ergebnisse der K-Means-Segmentierung in Abb. 7.33(c) und der manuellen Segmentierung in Abb. 7.33(d) zeigt weniger falsch segmentierte Regionen des Hintergrunds bei manueller Segmentierung.

Den hier erzielten Ergebnissen zufolge reichen bereits 8 Bilder für eine punktgenaue Segmentierung der Einschlagskrater aus, ohne wesentlichen Qualitätsverlust im Vergleich zu einer Segmentierung auf der Grundlage

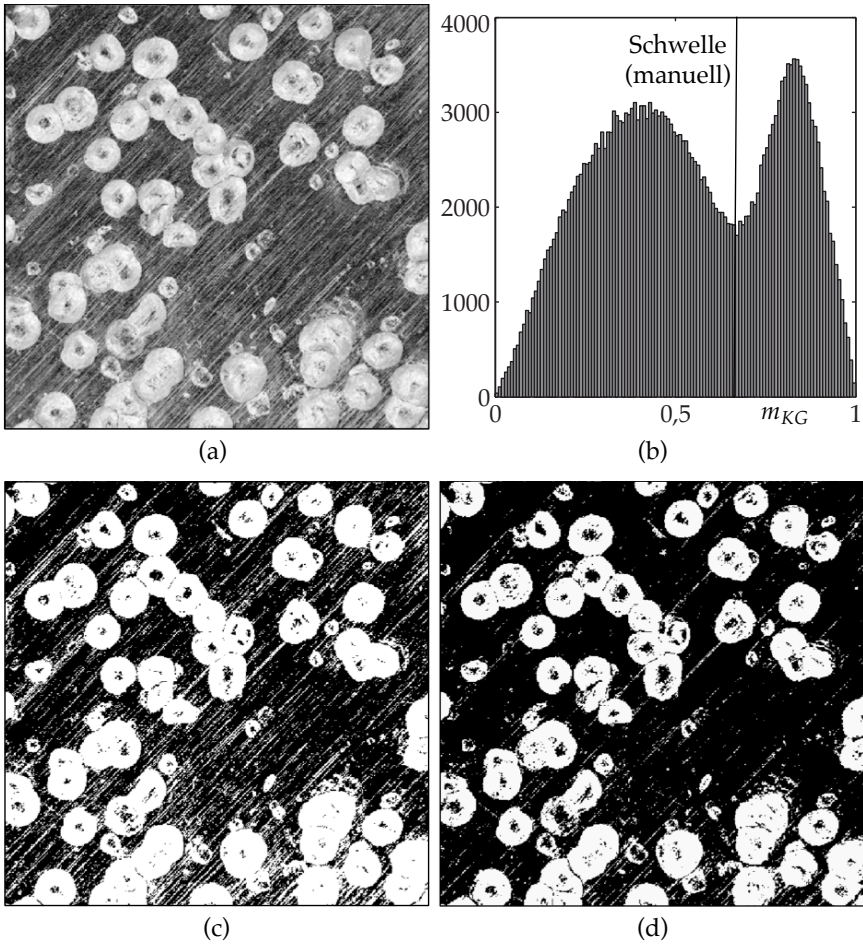
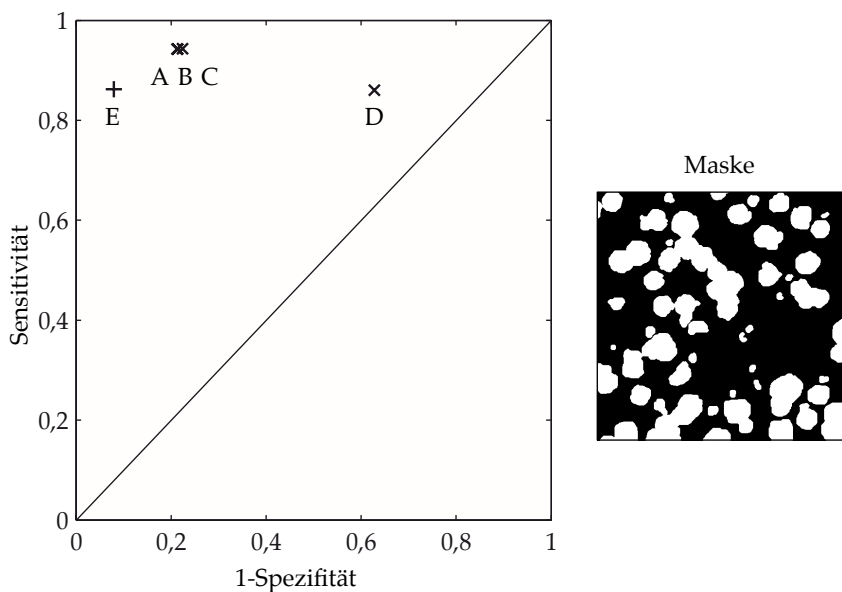


Abbildung 7.33: Merkmalsbild einer kugelgestrahlten Oberfläche (a) mit dazugehörigem Histogramm (b). Das Segmentierungsergebnis (c) wurde mit dem K-Means-Algorithmus erstellt, während das Segmentierungsergebnis (d) durch Schwellenwertbildung an einer manuell gewählten Schwelle, die im Histogramm eingezeichnet ist, erzeugt wurde. Als Grundlage diente eine Beleuchtungsserie aus acht Bildern.



32 Bilder K-Means × A $FPR = 0,2125$ $TPR = 0,9423$	16 Bilder K-Means × B $FPR = 0,2142$ $TPR = 0,9423$	8 Bilder K-Means × C $FPR = 0,2242$ $TPR = 0,9432$
4 Bilder K-Means × D $FPR = 0,6280$ $TPR = 0,8605$	8 Bilder manuell + E $FPR = 0,0794$ $TPR = 0,8625$	

Abbildung 7.34: ROC-Analyse zur Untersuchung der Abhängigkeit eines Segmentierungsergebnisses von der Anzahl der Bilder einer Beleuchtungsserie. Das Segmentierungsziel sind Einschlagskrater einer kugelgestrahlten Oberfläche vor einem Hintergrund, der Riefen aufweist.

einer Beleuchtungsserie bestehend aus 32 Bildern hinnehmen zu müssen.

7.7 Segmentierung von Abnutzungserscheinungen auf Wendeschneidplatten

In automatischen Drehmaschinen werden Wendeschneidplatten (WSP) eingesetzt, die den Span während des Drehprozesses vom Material ablösen. Sowohl für wissenschaftliche Anwendungen als auch im Produktionsprozess ist die Vermessung des Abnutzungsgrades dieser Werkzeuge von Bedeutung. Es gibt bereits Messgeräte für eine sehr präzise Vermessung der WSP, zum Beispiel der „EdgeMaster“ der Firma Alicona. Dieses Messgerät verwendet eine Fokus-Variation der Abbildungsoptik zur Erfassung der Oberfläche. Damit kann eine sehr hohe Genauigkeit bei der Reliefvermessung einer WSP erzielt werden. Allerdings eignet sich die Methode aufgrund der langen Messzeit und der Erschütterungsempfindlichkeit nur bedingt für den Einsatz bei laufender Maschine im Produktionsprozess. Eine Alternative könnte die Vermessung des Abnutzungsgrades mit Hilfe von Beleuchtungsserien sein. Im Produktionseinsatz reicht es in vielen Fällen aus, eine Ja/Nein-Aussage über die Tauglichkeit eines abgenutzten Werkzeugs treffen zu können. Auch wenn die Messgenauigkeit der Fokus-Variation damit sicherlich nicht erreicht werden kann, so verspricht das Verfahren eine kurze Messzeit unter der Verwendung einfacher und preisgünstiger Komponenten.

Mit dem vorliegenden Experiment wird demonstriert, in welcher Weise Abnutzungserscheinungen an WSP mit Hilfe von Beleuchtungsserien segmentiert werden können, und es wird der Vorteil gegenüber der Segmentierung eines einzelnen Bildes der WSP untersucht.

Beleuchtungsstrategie

Abbildung 7.35(a) zeigt das Bild einer diffus beleuchteten WSP und die entsprechende Maske in Abb. 7.35(b), in der abgenutzte Stellen der WSP markiert worden sind. In diesen Bereichen der Oberfläche wurde das Werkzeug vom vorbeifließenden Span abgeschliffen. Dadurch änderten sich Reflexionseigenschaften der ursprünglich gleichmäßig rauen Oberfläche. Eine genaue Messung der Reflexionseigenschaften stellt sich allerdings als sehr schwierig heraus, da die Strukturgröße der Oberfläche großen Variationen unterliegt. Damit weisen die Intensitätssignale der Oberfläche kein einheitliches Verhalten auf. Nur durch eine deutlich größere örtliche Auflösung, die für diese Experimente nicht zur Verfügung

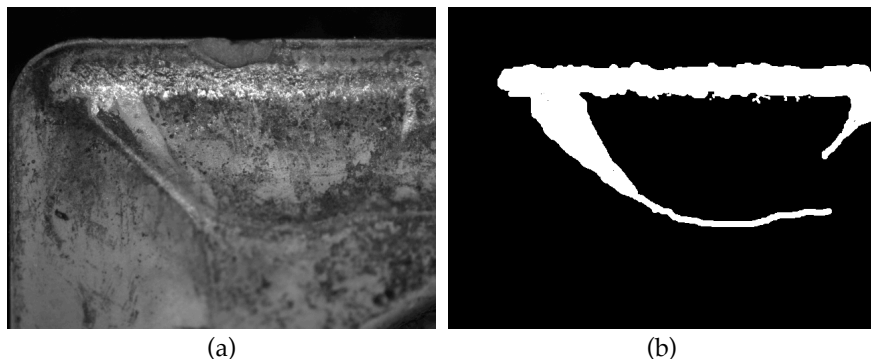


Abbildung 7.35: Aufnahme der Oberfläche einer WSP unter diffuser Beleuchtung (a) und Maske der abgenutzten Bereiche (b).

stand, könnten die Reflexionseigenschaften ein geeignetes Merkmal für die Segmentierung der gegebenen Strukturen darstellen.

Für die Aufnahme der Beleuchtungsserie wurde ein 20° breites, sektorförmiges Muster gewählt, dessen Azimut im Intervall von -20° bis 160° variiert wurde. Damit stand eine Beleuchtungsserie bestehend aus acht Bildern für die Merkmalsextraktion zur Verfügung. Der Vergleich mit der Segmentierung aus einem einzelnen Bild der Oberfläche wurde in diesem Experiment nicht mit dem Bild der diffus beleuchteten Oberfläche durchgeführt. Statt dessen wurde eine weitere Aufnahme mit einer teildiffusen Beleuchtung erstellt (Abb. 7.37(a)). Die WSP wurde dabei von einer sektorförmigen Lichtquelle beleuchtet, die einer Überlagerung aller Teilbeleuchtungen der zuvor erwähnten Sektorserie entspricht. Der Grund für die Wahl dieses Beleuchtungsmusters war die Beobachtung, dass, aufgrund der Geometrie der interessierenden Oberflächendetails, besonders das Licht aus den hier verwendeten Richtungen für eine kontrastreiche Darstellung der Abnutzungserscheinungen verantwortlich ist. Im Vergleich zu einer volldiffusen Beleuchtung (Abb. 7.35(a)) weist die Aufnahme der teildiffusen Beleuchtung (Abb. 7.37(a)) daher einen deutlich höheren Kontrast auf. Die Segmentierung dieser einzelnen Aufnahme soll später mit den Ergebnissen der Beleuchtungsserie verglichen werden.

Segmentierungsergebnisse der Cooccurrence-Methode

Aus den genannten Gründen scheiden die Reflexionseigenschaften als Merkmal für die Segmentierung unter den genannten Voraussetzungen aus, da die Intensitätsfunktionen aufgrund der ungünstigen Strukturgröße stark variieren. Stattdessen bietet sich eine statistische Analyse mit Hilfe der Cooccurrence-Methode an. Die Variation zwischen Intensitätssignalen kann durch einen Versatz in Beleuchtungsrichtung $(0, 0, 1)^T$ gut erfasst werden, während Unregelmäßigkeiten in der Textur durch einen lateralen Versatz gut analysiert werden können. Ein lateraler Versatz hebt im vorliegenden Versuchsobjekt die abgenutzten Stellen hervor. Der Abstand zu anderen Regionen ist jedoch deutlich geringer als bei Verwendung eines Versatzes in Beleuchtungsrichtung. Aus diesem Grund wird für die Abbildungen 7.36(c,d) der Versatz $(1, 0, 1)^T$ gewählt, eine Kombination aus beiden Extrema.

Die Segmentierungsergebnisse in Abb. 7.36, entstanden aus einer Beleuchtungsserie, sollen mit der Segmentierung eines Einzelbildes verglichen werden. Dazu wird, wie oben beschrieben, ein Beleuchtungsmuster gewählt, das möglichst alle abgenutzten Bereiche bei hohem Kontrast im Bild erscheinen lässt. Das entsprechende sektorförmige Beleuchtungsmuster führt dazu, dass nahezu alle glattgeschliffenen Oberflächenelemente Licht in die Kamera reflektieren. Die Segmentierung erfolgte mit Hilfe eines dynamischen Schwellenwertes, der auf die Relation zwischen einer tiefpassgefilterten Version zum Original (Abb. 7.37(a)) angewendet wird. Die Parameter des Verfahrens werden manuell variiert, um ein optimales Ergebnis zu erzielen, das in Abb. 7.37(b) gezeigt wird.

Zusammenfassung und Bewertung

Zunächst wird ein qualitativer Vergleich der Ergebnisse in Abb. 7.36, die mit Hilfe einer Beleuchtungsserie entstanden sind, und dem manuell optimierten Ergebnis des Einzelbildes in Abb. 7.37(b) vorgenommen. Das Segmentierungsergebnis des Einzelbildes kann den Teil der abgenutzten Fläche gut erfassen, der als breiter horizontaler Streifen im oberen Teil des Bildes erscheint. Andere abgenutzte Bereiche im Bild werden hingegen kaum erfasst. Die Beleuchtung des Einzelbildes entspricht genau der Überlagerung der Beleuchtungen, die für die Aufnahme der Serienbilder verwendet wurden. Dies zeigt, dass durch die additive Überlagerung

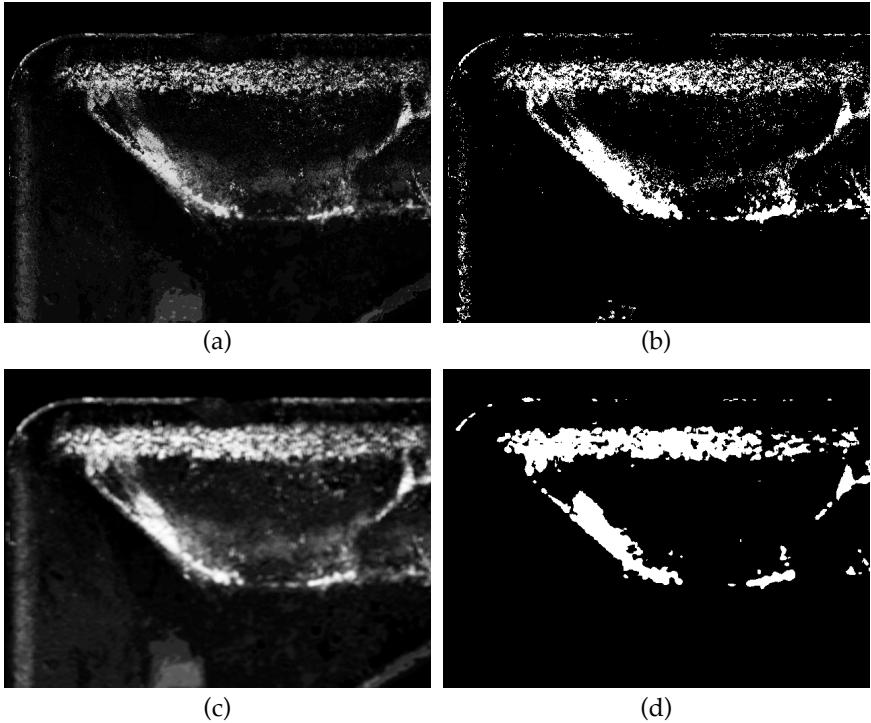


Abbildung 7.36: Für das Merkmalsbild (a) wurde die Cooccurrence-Matrix für jeden Ort mit dem Versatz $(0,0,1)^T$ berechnet. Das Merkmalsbild (c) entstand mit den Versatz $(1,0,1)^T$ aus einer Nachbarschaft von 9×9 Pixeln. In beiden Fällen wurde das Cooccurrence-Merkmal „Kontrast“ verwendet. Die beiden Segmentierungsergebnisse (b) und (d) entstanden mit Hilfe des K-Means-Algorithmus.

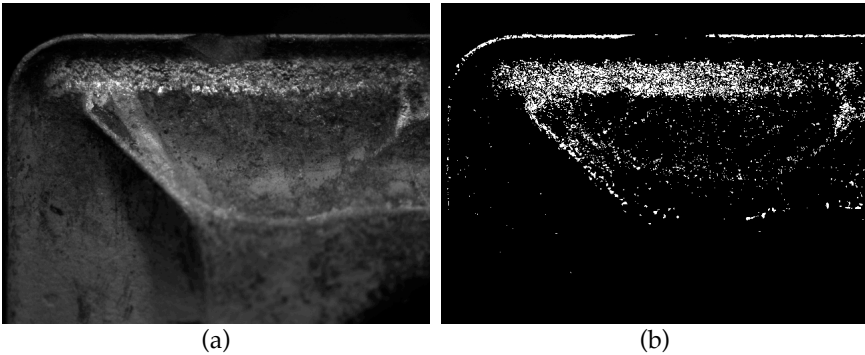


Abbildung 7.37: Einzelbild der WSP unter optimierter, sektorförmiger (teildiffuser) Beleuchtung (a). Bild (b) zeigt ein Segmentierungsergebnis nach dynamischer Schwellenwertbildung.

der Beleuchtungsrichtungen im Einzelbild der Kontrast so weit verringert wird, dass bestimmte Bereiche nicht mehr segmentierbar sind. Die Aufnahme eines einzelnen Bildes mit einer gerichteten Beleuchtung schafft hier keine Abhilfe, denn sobald einzelne Bereiche mit hohem Kontrast erscheinen, sind andere abgenutzte Bereiche nicht mehr sichtbar. Dies wird beim Betrachten der Einzelbilder der Serie, die in Anhang A.5 abgebildet sind, deutlich.

Die quantitative Analyse mit Hilfe des ROC-Verfahrens zeigt, dass die Ergebnisse A und B, die auf der Grundlage der Beleuchtungsserie entstanden sind, deutlich mehr Pixel der Maske überdecken als das Ergebnis der Einzelbildsegmentierung C. Obwohl in diesem Experiment eine optimierte, teildiffuse Beleuchtung für die Aufnahme des Einzelbildes verwendet wurde, können damit weniger Details segmentiert werden als mit den vorgestellten Verfahren zur Segmentierung mittels Beleuchtungsserien.

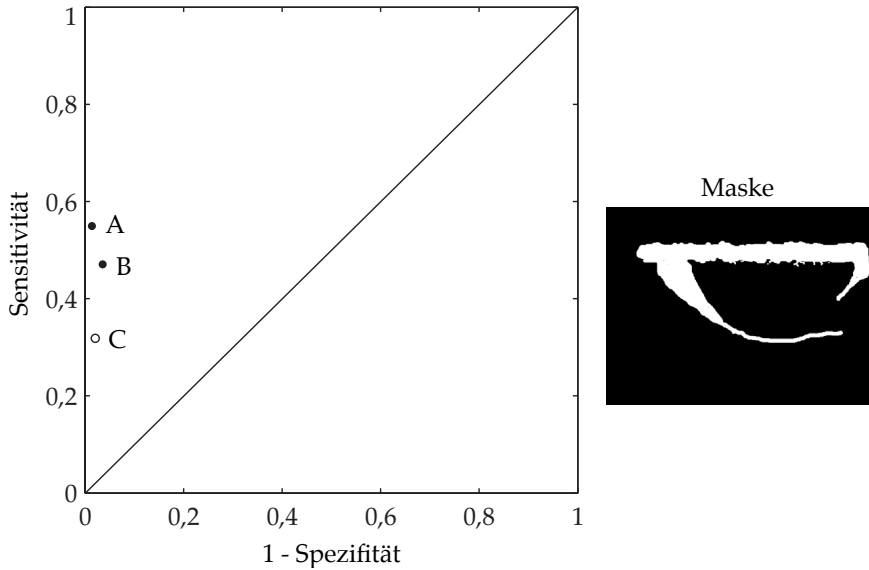


Abb. 7.36(d)
 • A
 $FPR = 0,01$
 $TPR = 0,55$

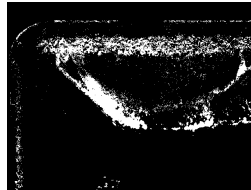


Abb. 7.36(b)
 • B
 $FPR = 0,04$
 $TPR = 0,47$

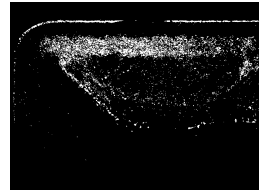


Abb. 7.37(b)
 ○ C
 $FPR = 0,02$
 $TPR = 0,32$

Abbildung 7.38: Resultate der ROC-Analyse für die Segmentierung einer Wendschneidplatte. Die Ergebnisse A und B wurden aus einer Beleuchtungsserie erstellt, während C das Ergebnis einer Einzelbildsegmentierung repräsentiert.

8 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit konnte gezeigt werden, dass bestimmte Oberflächendetails mit Beleuchtungsserien deutlich besser segmentiert werden als mit einem einzelnen Bild der Oberfläche, was auch quantitativ belegt wird. In einigen Fällen ist die Segmentierungsaufgabe nicht mit einem Einzelbild lösbar, etwa die Segmentierung der vier Seiten eines pyramidenförmigen Testobjektes bezüglich der lokalen Richtung. Ein wichtiger Vorteil der Oberflächensegmentierung auf der Grundlage von Beleuchtungsserien ist die punktgenaue Auflösung des Segmentierungsergebnisses. Dies kann mit allen vorgestellten Merkmalen bei geeigneter Parametrisierung erreicht werden (Ausnahme: Reliefkanten). An verschiedenen Beispielen wurde nachgewiesen, dass bereits eine Serie aus wenigen Bildern für qualitativ hochwertige Ergebnisse ausreicht. Damit hält sich der Aufwand bei der Bilderfassung – ein prinzipieller Nachteil des Verfahrens – in Grenzen und der Einsatz im Produktionsprozess wird leichter realisierbar. Der Vergleich der unterschiedlichen Methoden zur Merkmalsextraktion hat ergeben, dass die statistischen Merkmale den modellbasierten überlegen sind, weil dafür keine Restriktionen bezüglich des zu Grunde gelegten Modells berücksichtigt werden müssen. Die präsentierten Segmentierungsbeispiele haben die Flexibilität und Leistungsfähigkeit der 3d-Cooccurrence-Methode demonstriert. Unter entsprechender Parametrisierung, nämlich wenn der Versatz $(0, 0, 1)^T$ in Beleuchtungsrichtung gewählt wird, liefert auch die Cooccurrence-Methode nachbarschaftsunabhängige Merkmale. Dennoch gibt es sinnvolle Anwendungen für die modellbasierten Merkmale. Sie ermöglichen den Bezug eines Segmentierungsergebnisses zu primären, realen Oberflächenmerkmalen, wie z. B. der lokalen Richtung, dem Reflexionsverhalten oder Strukturkanten, herzustellen. In der Praxis wird eine genaue Prüfung der Problemstellung unumgänglich sein. Darauf aufbauend sollte neben dem Merkmal auch die Beleuchtungsstrategie sorgfältig ausgewählt werden.

Die vorliegende Arbeit baut auf vielen etablierten Methoden auf. Dennoch basieren wesentliche Teile auf neuen Ideen. So wird ein allgemeiner Ansatz zur Segmentierung von Oberflächen mit Hilfe von Beleuchtungs-

serien präsentiert. Als Grundlage dazu wird ein Signalfussplan vorgestellt, in dem eine Segmentierung von Merkmalsbildern mit herkömmlichen Bildsegmentierungsmethoden durchgeführt wird. Die Bedeutung der Beleuchtung für die Merkmalsextraktion wird ausführlich erläutert, und es werden Beleuchtungsstrategien vorgestellt. Während einige Methoden zur Merkmalsextraktion der Literatur entnommen wurden (Kanten, Oberflächenrichtung), stellt insbesondere die 3d-Cooccurrence-Methode eine Neuentwicklung dar. Schließlich werden zwei Standardverfahren zur Bildsegmentierung für die Verwendung mit Richtungsvektoren modifiziert.

Die vorgestellten Merkmale und die Segmentierungsmethoden für diese Merkmalsbilder stellen nur eine Auswahl der Möglichkeiten dar. Im Rahmen dieser Arbeit entstanden viele Ideen für zukünftige Entwicklungen, die im Folgenden aufgeführt werden:

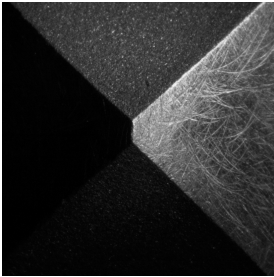
- Entwicklung einer adaptiven Beleuchtungsstrategie zur Minimierung des Beleuchtungsaufwands und zur automatischen Anpassung an die Anforderungen
- Automatische Segmentierung unter Verwendung von semantischem Wissen über auftretende Oberflächendetails
- Berücksichtigung isotroper Reflexionsmodelle
- Erweiterung auf multispektrale Bilder (evtl. auch NIR und UV)
- Kombination mehrerer Kameras (Fotogrammetrie mit variabler Beleuchtung)
- Systematische Untersuchung weiterer Merkmale für die 3d-Cooccurrence-Methode
- Berücksichtigung anderer Versuchsaufbauten
- Kombination mit anderen Verfahren der Oberflächenmesstechnik

Die Arbeit hat gezeigt, dass die gezielte Verwendung einer variablen Beleuchtung ein flexibles Werkzeug für die Oberflächenanalyse darstellt und zudem ein hohes Potential für künftige Entwicklungen aufweist.

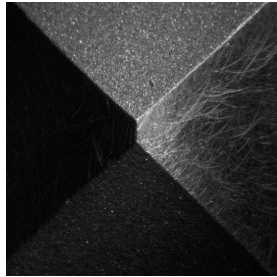
A Beleuchtungsserien

A.1 Pyramide

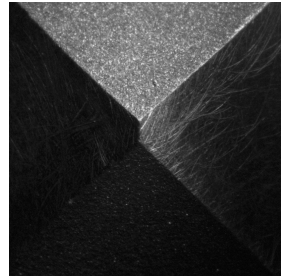
Sektorserie eines pyramidenförmigen Testobjekts



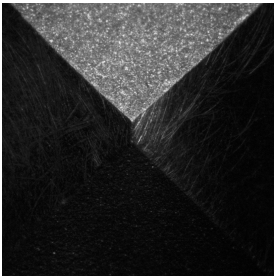
$\phi = 0^\circ$



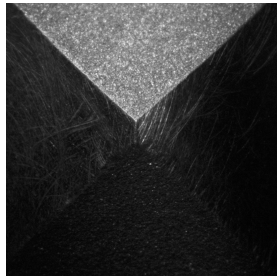
$\phi = 23^\circ$



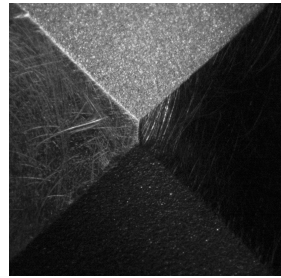
$\phi = 45^\circ$



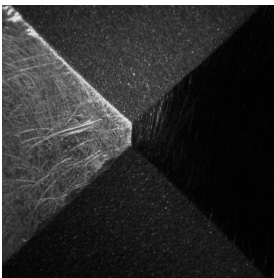
$\phi = 68^\circ$



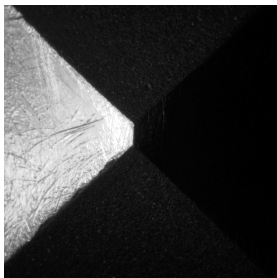
$\phi = 90^\circ$



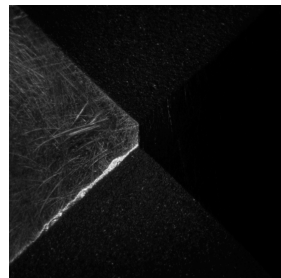
$\phi = 113^\circ$



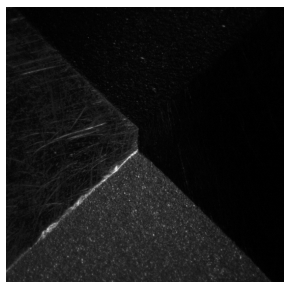
$\phi = 135^\circ$



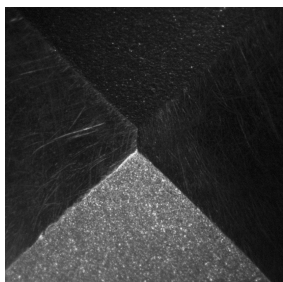
$\phi = 158^\circ$



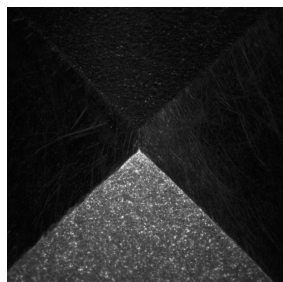
$\phi = 180^\circ$



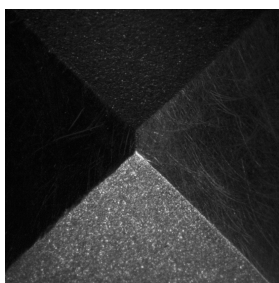
$\phi = 203^\circ$



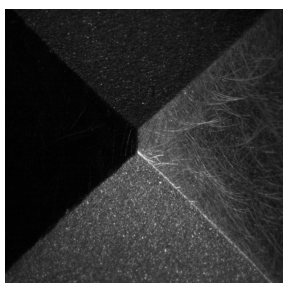
$\phi = 225^\circ$



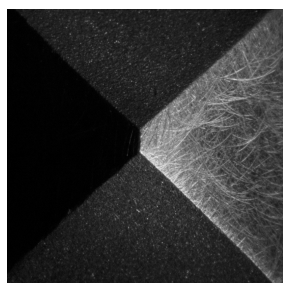
$\phi = 248^\circ$



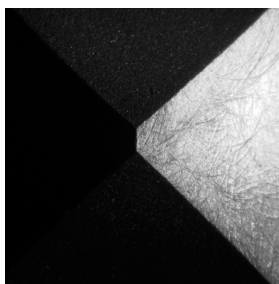
$\phi = 270^\circ$



$\phi = 293^\circ$



$\phi = 315^\circ$

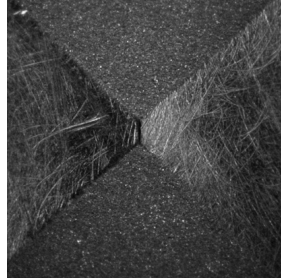


$\phi = 338^\circ$

Ringserie eines pyramidenförmigen Testobjekts



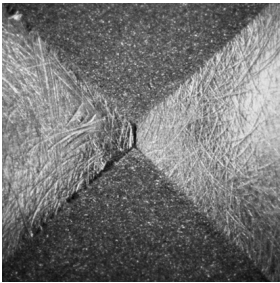
$\theta = 90^\circ$



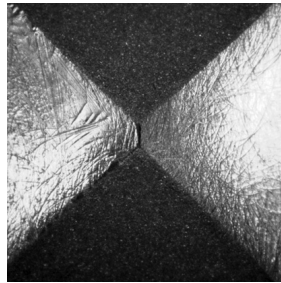
$\theta = 84^\circ$



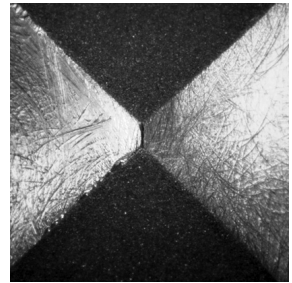
$\theta = 78^\circ$



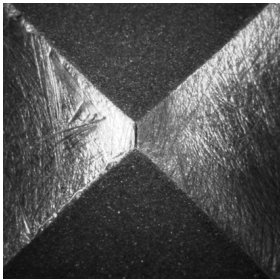
$\theta = 72^\circ$



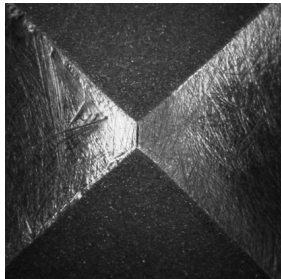
$\theta = 66^\circ$



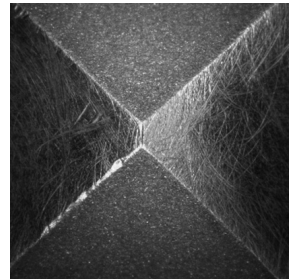
$\theta = 60^\circ$



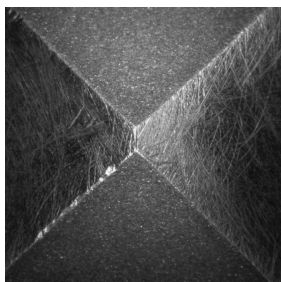
$\theta = 54^\circ$



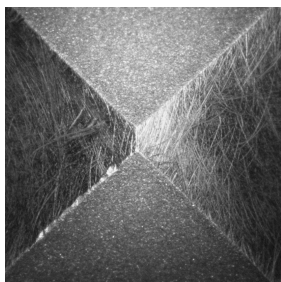
$\theta = 48^\circ$



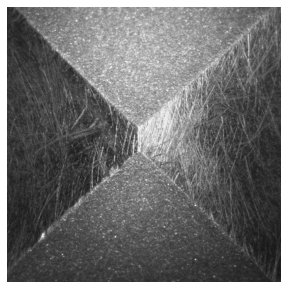
$\theta = 42^\circ$



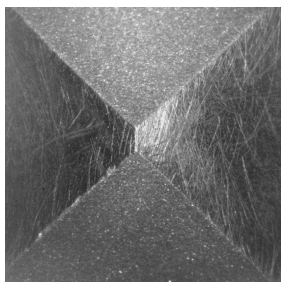
$\theta = 36^\circ$



$\theta = 30^\circ$



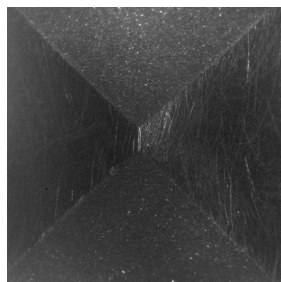
$\theta = 24^\circ$



$\theta = 18^\circ$



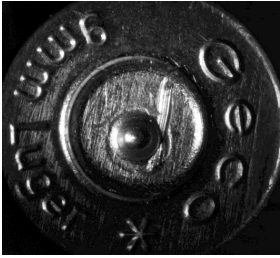
$\theta = 12^\circ$



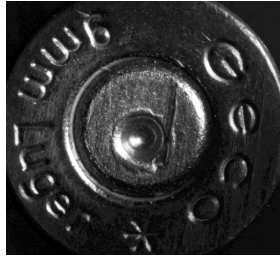
$\theta = 6^\circ$

A.2 Patronenhülse

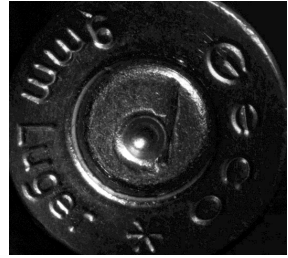
Sektorserie einer Patronenhülse



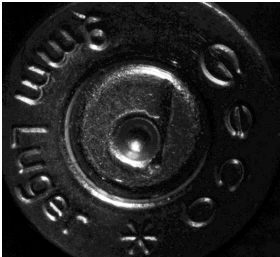
$\phi = 0^\circ$



$\phi = 24^\circ$



$\phi = 48^\circ$



$\phi = 72^\circ$



$\phi = 96^\circ$



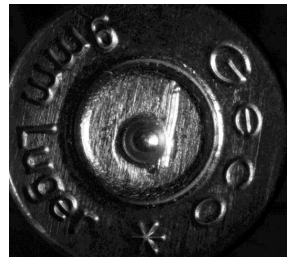
$\phi = 120^\circ$



$\phi = 144^\circ$



$\phi = 168^\circ$



$\phi = 192^\circ$



$\phi = 216^\circ$



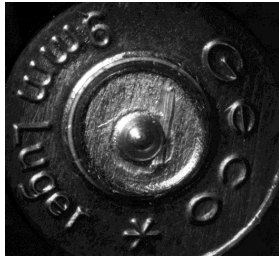
$\phi = 240^\circ$



$\phi = 264^\circ$



$\phi = 288^\circ$

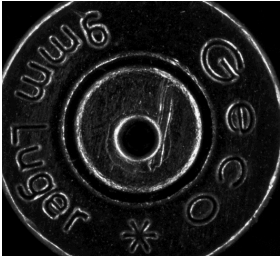


$\phi = 312^\circ$



$\phi = 336^\circ$

Ringserie einer Patronenhülse



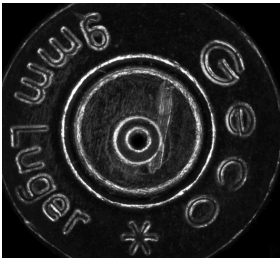
$\theta = 90^\circ$



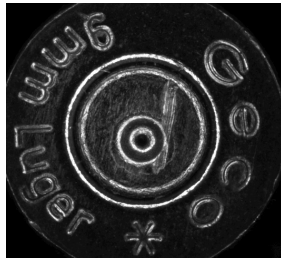
$\theta = 84^\circ$



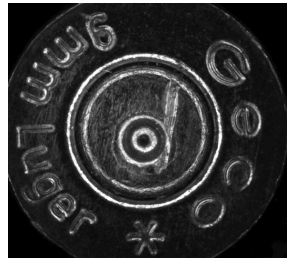
$\theta = 78^\circ$



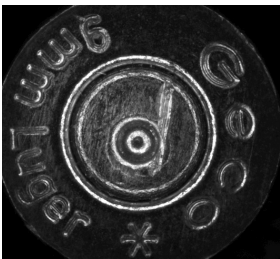
$\theta = 72^\circ$



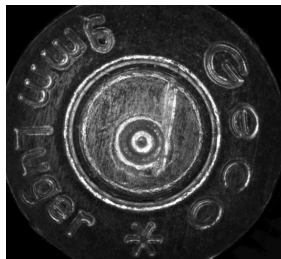
$\theta = 66^\circ$



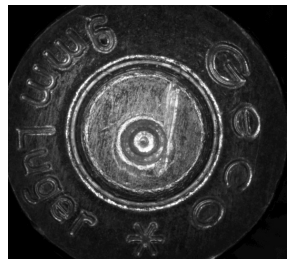
$\theta = 60^\circ$



$\theta = 54^\circ$



$\theta = 48^\circ$



$\theta = 42^\circ$



$\theta = 36^\circ$



$\theta = 30^\circ$



$\theta = 24^\circ$



$\theta = 18^\circ$

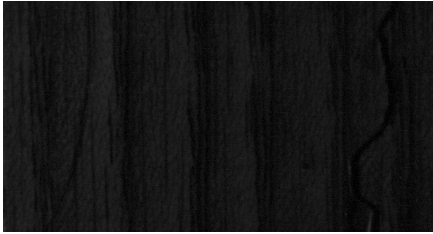


$\theta = 12^\circ$

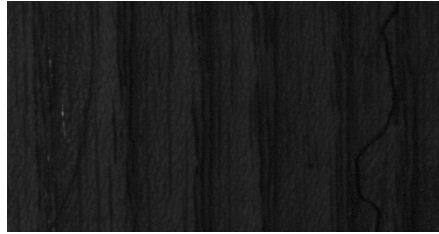


$\theta = 6^\circ$

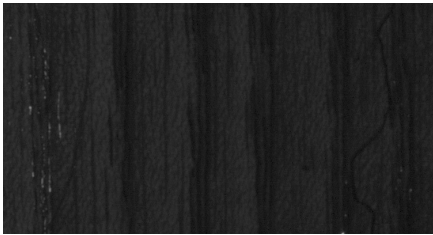
A.3 Holz mit lackierten und nicht lackierten Regionen



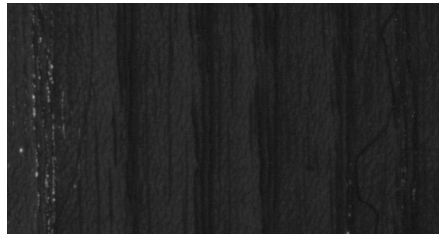
$\phi = -70^\circ$



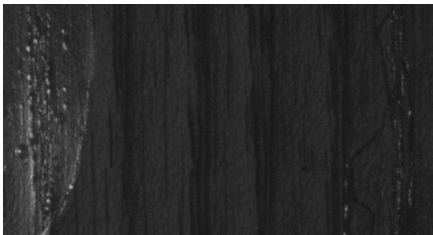
$\phi = -60^\circ$



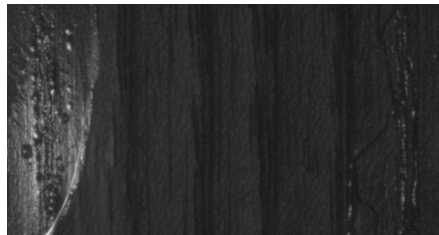
$\phi = -50^\circ$



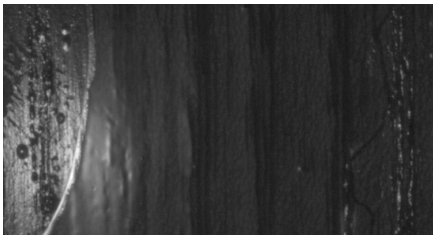
$\phi = -45^\circ$



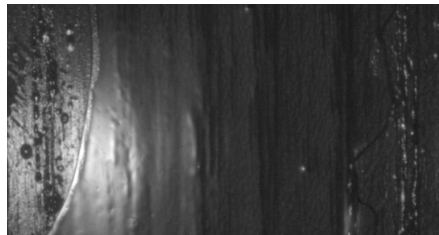
$\phi = -40^\circ$



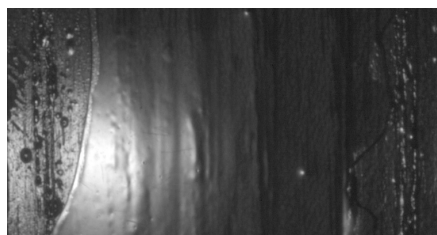
$\phi = -38^\circ$



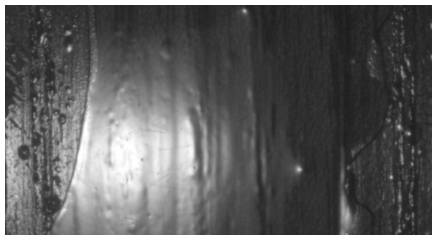
$\phi = -36^\circ$



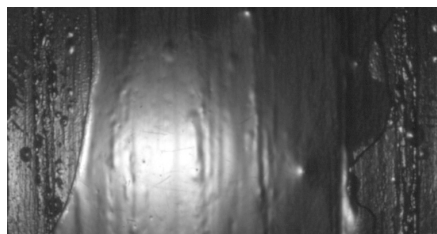
$\phi = -35^\circ$



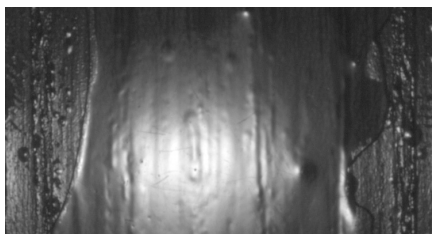
$\phi = -34^\circ$



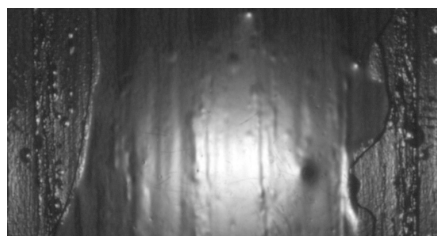
$\phi = -33^\circ$



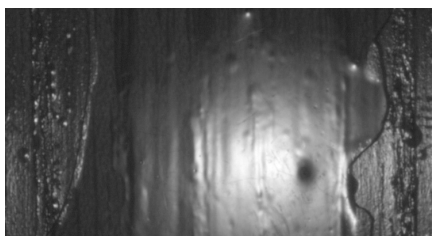
$\phi = -32^\circ$



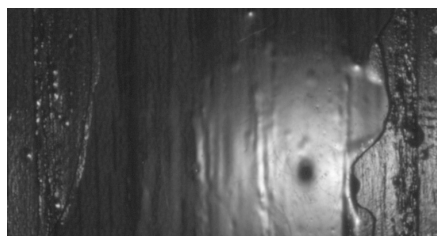
$\phi = -31^\circ$



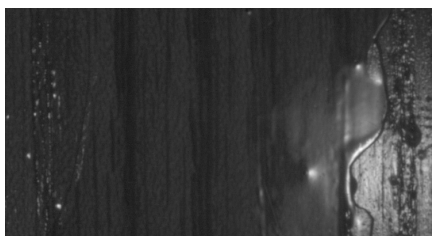
$\phi = -30^\circ$



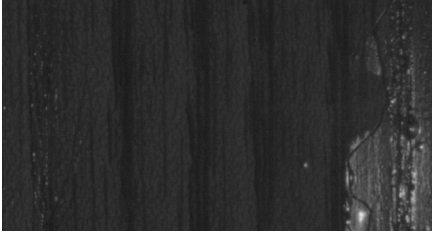
$\phi = -29^\circ$



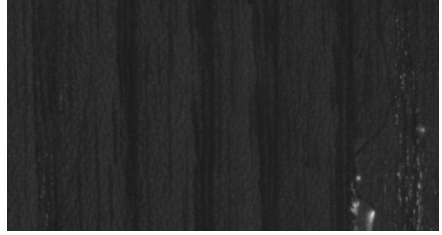
$\phi = -28^\circ$



$\phi = -26^\circ$



$\phi = -22^\circ$



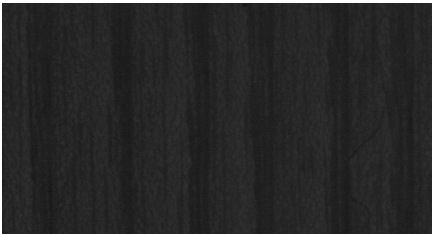
$\phi = -15^\circ$



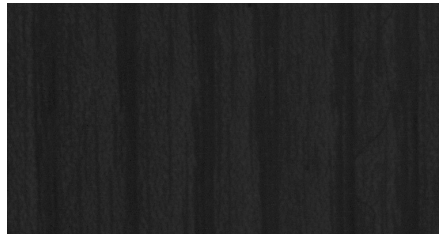
$\phi = -10^\circ$



$\phi = 0^\circ$

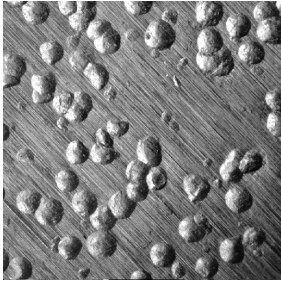


$\phi = 10^\circ$

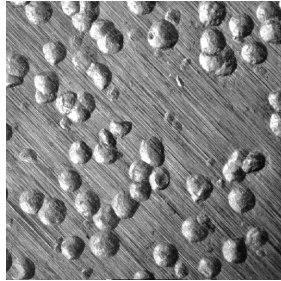


$\phi = 20^\circ$

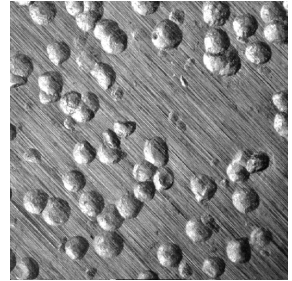
A.4 Kugelgestrahlte Oberfläche



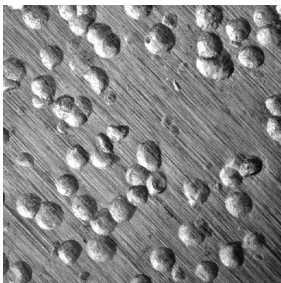
$\phi = 0^\circ$



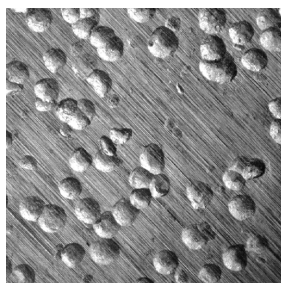
$\phi = 11^\circ$



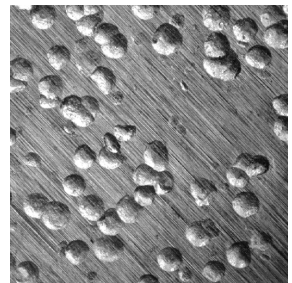
$\phi = 23^\circ$



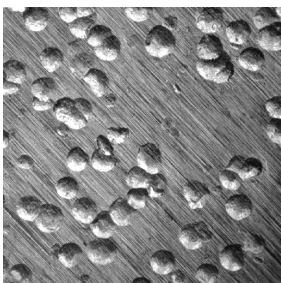
$\phi = 34^\circ$



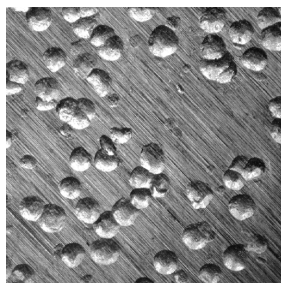
$\phi = 45^\circ$



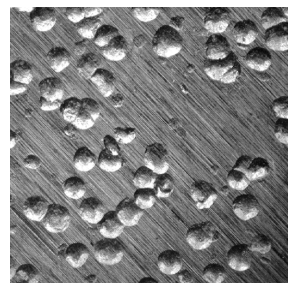
$\phi = 56^\circ$



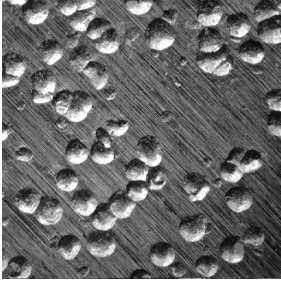
$\phi = 68^\circ$



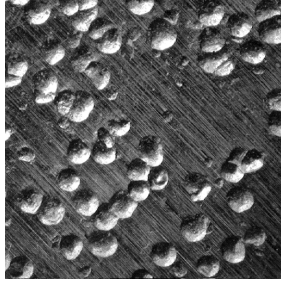
$\phi = 79^\circ$



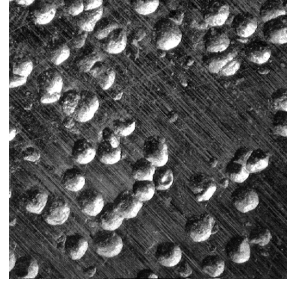
$\phi = 90^\circ$



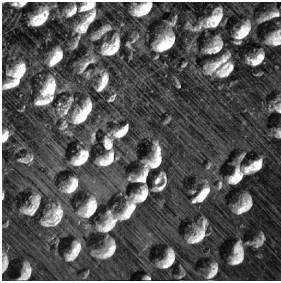
$\phi = 101^\circ$



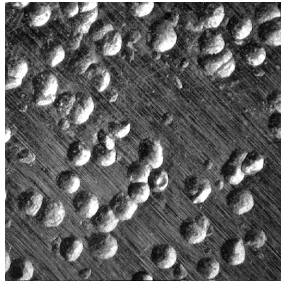
$\phi = 113^\circ$



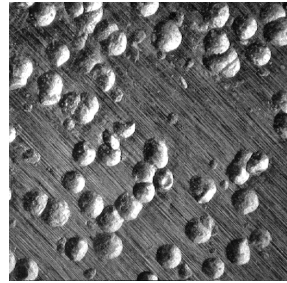
$\phi = 124^\circ$



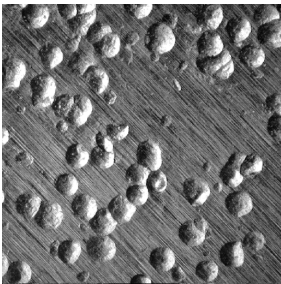
$\phi = 135^\circ$



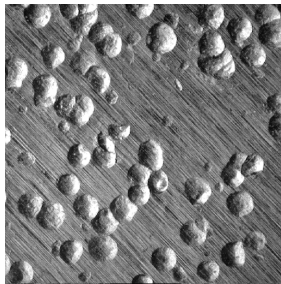
$\phi = 146^\circ$



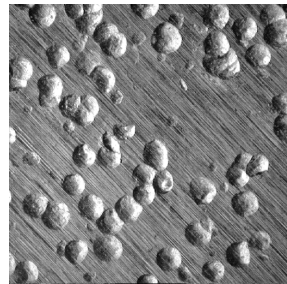
$\phi = 158^\circ$



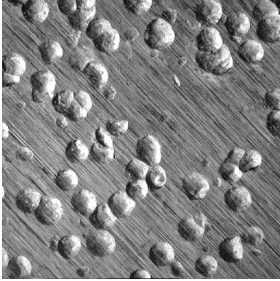
$\phi = 169^\circ$



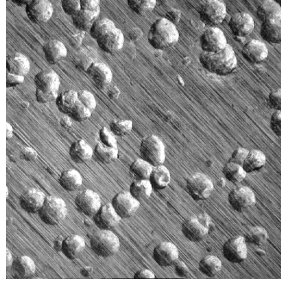
$\phi = 180^\circ$



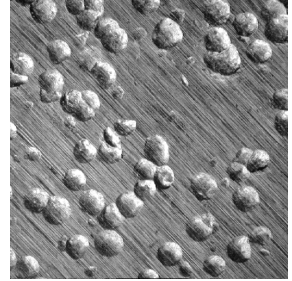
$\phi = 191^\circ$



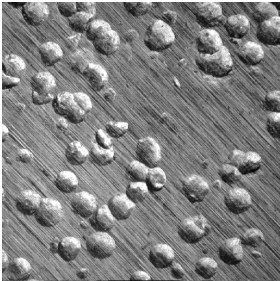
$\phi = 203^\circ$



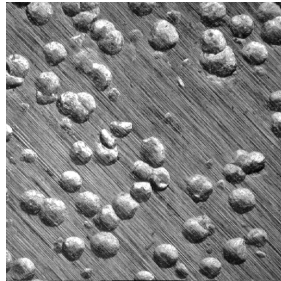
$\phi = 214^\circ$



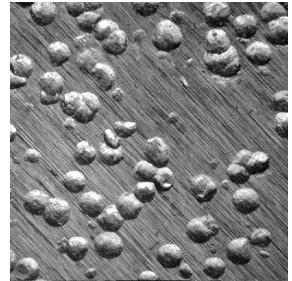
$\phi = 225^\circ$



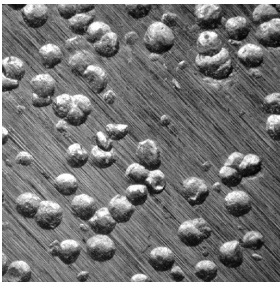
$\phi = 236^\circ$



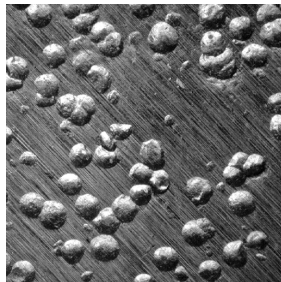
$\phi = 248^\circ$



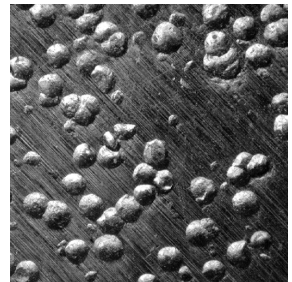
$\phi = 259^\circ$



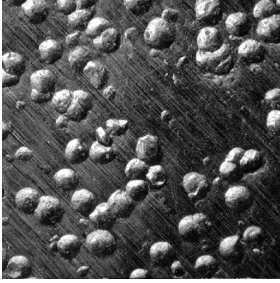
$\phi = 270^\circ$



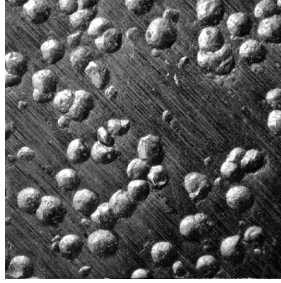
$\phi = 281^\circ$



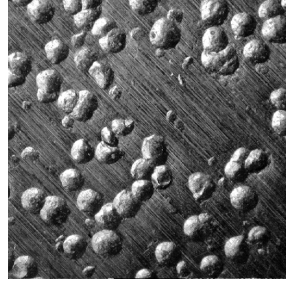
$\phi = 293^\circ$



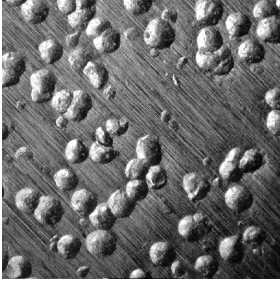
$\phi = 304^\circ$



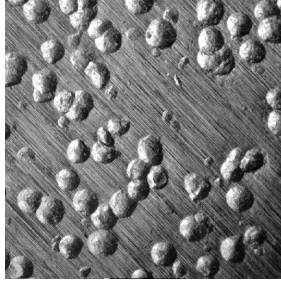
$\phi = 315^\circ$



$\phi = 326^\circ$



$\phi = 338^\circ$



$\phi = 349^\circ$

A.5 Wendeschneidplatte



$\phi = -20^\circ$



$\phi = 6^\circ$



$\phi = 31^\circ$



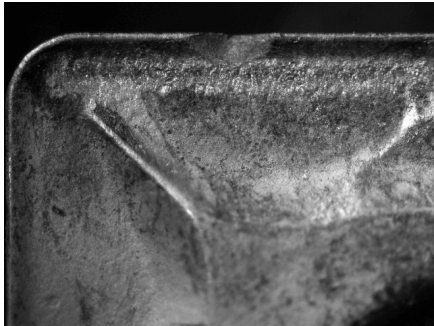
$\phi = 57^\circ$



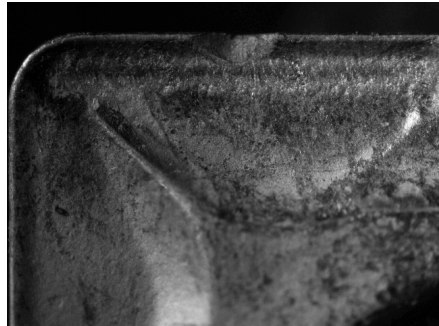
$\phi = 83^\circ$



$\phi = 109^\circ$



$\phi = 134^\circ$



$\phi = 160^\circ$

Literatur

- [AS00] ASHIKHMIN, MICHAEL und PETER SHIRLEY: *An anisotropic phong BRDF model*. Journal of Graphics Tools, 5(2):25–32, 2000.
- [AV07] ARTHUR, DAVID and SERGEI VASSILVITSKII: *k-means++: the advantages of careful seeding*. In *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on discrete algorithms*, pages 1027–1035, Philadelphia, PA, USA, 2007. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- [Bau07] BAUER, NORBERT (Herausgeber): *Handbuch zur Industriellen Bildverarbeitung*. Fraunhofer IRB, Stuttgart, 2007.
- [BDW79] BARTELL, F. O., E. L. DERENIAK, and W. L. WOLFE: *The theory and measurement of bidirectional reflectance distribution function (brdf) and bidirectional transmittance distribution function (btdf)*. Technical Report MFS-28183, NASA, March 1979.
- [BF93] BORGES, D.L. and R.B. FISHER: *Segmentation of 3d articulated objects by dynamic grouping of discontinuities*. In *British Machine Vision Conference 1993*, pages 279–287, 1993.
- [BP97] BEYERER, JÜRGEN and FERNANDO PUENTE LEÓN: *Detection of defects in groove textures of honed surfaces*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 37(3):371–389, 1997.
- [BP05] BEYERER, JÜRGEN und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Bildoptimierung durch kontrolliertes Aktives Sehen und Bildfusion*. Automatisierungstechnik, 53(10):493–502, 2005.
- [Bre05] BREIN, CHRISTOPH: *Segmentation of Cartridge Cases Based on Illumination and Focus Series*. In: SAID, AMIR und JOHN G. APOSTOLOPOULOS (Herausgeber): *Image and Video Communications and Processing 2005*, Band 5685, Seiten 228–238. SPIE, 2005.

- [Bre07a] BREIN, CHRISTOPH: *Klassifikation von Stoßbodenspuren auf Patronenhülsen*. In: HENNING, BERND (Herausgeber): XXI. Messtechnisches Symposium des Arbeitskreises der Hochschullehrer für Messtechnik e.V. (AHMT), Band 4, Seiten 40–53, Aachen, 2007. Shaker-Verlag.
- [Bre07b] BREIN, CHRISTOPH: *Verfahren für den automatisierten Vergleich kriminaltechnisch relevanter Spuren auf Patronenhülsen*. In: GMA-Kongress 2007 *Automation im gesamten Lebenszyklus*, Band 1980 der Reihe VDI-Berichte, Seiten 319–328. VDI/VDE-Gesellschaft, 2007.
- [BS63] BECKMANN, PETR and ANDRÉ SPIZZOCHINO: *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces, new edition*. Pergamon, Oxford, 1963.
- [Bur84] BURT, P. J.: *The pyramid as a structure for efficient computation*. In ROSENFELD, A. (editor): *Multiresolution image processing and analysis*, volume 12 of *Springer series in information sciences*. Springer, New York, 1984.
- [Can86] CANNY, J.: *A computational approach to edge detection*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6):679–698, 1986.
- [Cha94] CHANTLER, MICHAEL, J.: *The effect of variation in illumination direction on texture classification*. PhD thesis, Department of Computing and Electrical Engineering, Heriot-Watt University, Edinburgh, 1994.
- [CIE79] CIE PUBLICATION No. 44: *Absolute methods for reflection measurements*, 1979.
- [CP79] CHEN, PATRICK C. and THEODOSIOS PAVLIDIS: *Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm*. Computer graphics and image processing, 10:172–182, 1979.
- [CS05] CHAN, TONY F. and JIANHONG SHEN: *Image processing and analysis*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 2005.

-
- [CW00] CHANTLER, MIKE J. and JIAHUA WU: *Rotation invariant classification of 3d surface textures using photometric stereo and surface magnitude spectra*. In MIRMEHDI, MAJID and BARRY T. THOMAS (editors): *British Machine Vision Conference 2000*, 2000.
- [DC76] DO CARMO, MANFREDO: *Differential Geometry of Curves and Surfaces*. Prentice Hall, 1976.
- [DCA79] DAVIS, LARRY S., M. CLEARMAN, and J. K. AGGARWAL: *A comparative texture classification study based on generalized cooccurrence matrices*. In *IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes*, volume 18, pages 71–78, 1979.
- [DHS00] DUDA, RICHARD O., PETER E. HART, and DAVID G. STORK: *Pattern Classification (2nd Edition)*. Wiley-Interscience Publication, 2000.
- [DIN76] DIN 5031-1: *Strahlungsphysik im optischen Bereich und Lichttechnik; Größen, Formelzeichen und Einheiten der Strahlungsphysik*, Oktober 1976.
- [DIN78] DIN 5032-1: *Lichtmessung, Teil 1: Photometrische Verfahren*, Juli 1978.
- [Ega75] EGAN, JAMES P.: *Signal detection theory and ROC analysis*. Academic Press, New York, 1975.
- [ERM97] EKBERT, HERING, MARTIN ROLF und STOHR MARTIN: *Physik für Ingenieure*, Band 6. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1997.
- [Eug98] EUGEN, HECHT.: *Optik*, Band 3. Oldenburg Wissenschaftsverlag, München, Wien, 1998.
- [Faw06] FAWCETT, TOM: *An introduction to ROC analysis*. *Pattern Recognition Letters*, 27:861–874, 2006.
- [Foo97] FOO, SING CHOONG: *A gonireflectometer for measuring the bidirectional reflectance of material for use in illumination computation*. Master's thesis, Cornell University, 1997.

- [FP03] FORSYTH, DAVID and JEAN PONCE: *Computer Vision: A Modern Approach*. Prentice Hall, 2003.
- [Geo03] GEORGHIADES, ATHINODOROS S.: *Incorporating the Torrance and Sparrow model of reflectance in uncalibrated photometric stereo*. In *Proceedings of the ninth IEEE international conference on computer vision*, volume 2, pages 816–823, Los Alamitos, CA, USA, 2003. IEEE Computer Society.
- [GKV89] GERTHSEN, CHRISTIAN, HANS O. KNESER und HELMUT VOGEL: *Physik*, Band 16. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, New York, 1989.
- [GW01] GONZALEZ, RAFAEL C. und RICHARD E. WOODS: *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 2001.
- [Hau94] HAUSKE, G.: *Systemtheorie der visuellen Wahrnehmung*. B.G. Teubner, Stuttgart, 1994.
- [HB05] HEIZMANN, MICHAEL and JÜRGEN BEYERER: *Sampling the parameter domain of image series*. In *Image Processing: Algorithms and Systems IV*, volume 5672 of *Proceedings of SPIE*, 2005.
- [HDS73] HARALICK, R. M., I. DINSTEIN, and K. SHANMUGAM: *Textural features for image classification*. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3:610–621, November 1973.
- [Hei04] HEIZMANN, MICHAEL: *Auswertung von forensischen Riefenspuren mittels automatischer Sichtprüfung*. Dissertation, Universität Karlsruhe (TH), 2004.
- [Hor86] HORN, B. K. P.: *Robot Vision*. MIT Press, 1986.
- [Hou62] HOUGH, P. V. C.: *Methods and means for recognizing complex patterns*. U. S. Patent 3069654, 1962.
- [HP03] HEIZMANN, MICHAEL and FERNANDO PUENTE LEÓN: *Imaging and analysis of forensic striation marks*. *Optical Engineering*, 42(12):3423–3432, 2003.

- [HS92] HARALICK, ROBERT M. and LINDA G. SHAPIRO: *Computer and Robot Vision*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 1992.
- [HS03] HERTZMANN, AARON and STEVEN M. SEITZ: *Shape and materials by example: A photometric stereo approach*. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 01:533–540, 2003.
- [HS05] HERTZMANN, AARON and STEVEN M. SEITZ: *Example-based photometric stereo: Shape reconstruction with general, varying BRDFs*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 27(8):1254–1264, 2005.
- [Jäh02] JÄHNE, BERND: *Digitale Bildverarbeitung*, Band 5. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, New York, 2002.
- [Jai89] JAIN, ANIL K.: *Fundamentals of digital image processing*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1989.
- [Kaj85] KAJIYA, JAMES T.: *Anisotropic reflection models*. In *Proceedings of the 12th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 15–21, New York, NY, USA, 1985. ACM.
- [KXFSR04] KURANI, ARATI S., DONG-HUI XU, JACOB FURST, and DANIELA STAN RAICU: *Co-occurrence matrices for volumetric data*. In HAMZA, M. H. (editor): *7th IASTED International Conference on Computer, Graphics and Imaging*, pages 16–18, 2004.
- [Lam60] LAMBERT, J. H.: *Photometria sive de mensura de gratibus luminis, colorum et umbrae*. Eberhard Klett, Augsburg, 1760.
- [LAP05] LINDNER, CHRISTOPH, JAVIER ARIGITA, and FERNANDO PUENTE LEÓN: *Illumination-based segmentation of structured surfaces in automated visual inspection*. In OSTEN, WOLFGANG, CHRISTOPHE GORECKI, and ERIK L. NOVAK (editors): *Optical Measurement Systems for Industrial Inspection IV*, volume 5856 of *Proceedings of SPIE*, pages 99–108. SPIE, 2005.
- [Li90] LI, STAN Z.: *Invariant surface segmentation through energy minimization with discontinuities*. International Journal of Computer Vision, 5(2):161–194, 1990.

- [Liu93] LIU, HAIBIN: *Oberflächenbasierte Segmentierung von Tiefenbildern*, Band 36 der Reihe DISKI. Infix Verlag, St. Augustin, Germany, 1993.
- [Lov97] LOVE, ROBERT C.: *Surface reflection model estimation from naturally illuminated image sequences*. Dissertation, The University of Leeds, 1997.
- [LP05] LINDNER, CHRISTOPH und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Geometrie- und reflexionsbasierte Segmentierung strukturierter Oberflächen mittels variabler Beleuchtung*. In: SCHILLING, MEINHARD (Herausgeber): *XIX. Messtechnisches Symposium des Arbeitskreises der Hochschullehrer für Messtechnik e.V. (AHMT)*, Seiten 74–84, Aachen, 2005. Shaker Verlag.
- [LP06a] LINDNER, CHRISTOPH und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Reflection-based surface segmentation using active illumination*. In *Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pages 157–162. IEEE, 2006.
- [LP06b] LINDNER, CHRISTOPH und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Segmentierung strukturierter Oberflächen mittels variabler Beleuchtung*. *Technisches Messen*, 73(4):200–207, 2006.
- [LP07a] LINDNER, CHRISTOPH und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Allgemeiner Ansatz zur Segmentierung von Oberflächen mittels Beleuchtungsserien*. In: PUENTE, FERNANDO und MICHAEL HEIZMANN (Herausgeber): *Bildverarbeitung in der Mess- und Automatisierungstechnik*, Band 1981 der Reihe *VDI-Berichte*, Seiten 1–12, Düsseldorf, 2007. VDI Verlag.
- [LP07b] LINDNER, CHRISTOPH und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Model-based segmentation of structured surfaces using illumination series*. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 56(4):1340–1346, 2007.
- [LSP07] LINDNER, CHRISTOPH, FABIEN SCHAEFFLER und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Texture-based surface segmentation using second-order statistics of illumination series*. In: *INFORMATIK 2007: Informatik trifft Logistik - Beiträge der 37. Jahrestagung der Gesell-*

-
- schaft für Informatik*, Band 109 der Reihe *GI Proceedings*, Seiten 32–37, 2007.
- [Mac67] MACQUEEN, J. B.: *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. In *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pages 281–297, Berkeley, 1967. University of California Press.
- [MC01] MCGUNNIGLE, GED and MIKE J. CHANTLER: *Segmentation of rough surfaces using reflectance*. In *BMVC*, 2001.
- [MLPK05] MONTI, GIANNI, CHRISTOPH LINDNER, FERNANDO PUENTE LEÓN, and ALEXANDER W. KOCH: *Consumer graphics cards for fast image processing based on the pixel shader 3.0 standard*. In *Proceedings of the EOS Conference on Industrial Imaging and Machine Vision*, pages 15–21, 2005.
- [MMBU92] MORTENSEN, E. N., B. S. MORSE, W. A. BARRETT, and J. K. UDUPA: *Adaptive boundary detection using live-wire two-dimensional dynamic programming*. *IEEE Computers in Cardiology*, pages 635–638, 1992.
- [MNT04] MADSEN, K., H. B. NIELSEN, and O. TINGLEFF: *Methods for non-linear least square problems*, volume 2. Technical University of Denmark, 2004.
- [MW99] MANGAN, ALAN P. and ROSS T. WHITAKER: *Partitioning 3d surface meshes using watershed segmentation*. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 5(4):308–321, 1999.
- [NIK90] NAYAR, SHREE K., KATSUSHI IKEUCHI, and TAKEO KANADE: *Determining shape and reflectance of hybrid surfaces by photometric sampling*. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 6(4):418–431, 1990.
- [NIK91] NAYAR, SHREE K., KATSUSHI IKEUCHI, and TAKEO KANADE: *Surface reflections: physical and geometrical perspectives*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-13(7):611–634, 1991.

- [NRH⁺92] NICODEMUS, F. E., J. C. RICHMOND, J. J. HSIA, I. W. GINSBERG, and T. LIMPERIS: *Geometrical considerations and nomenclature for reflectance*. In *Radiometry*, pages 94–145. Jones and Bartlett Publishers, Inc., USA, 1992.
- [PAPP06] PÉREZ GRASSI, ANA, MIGUEL ÁNGEL ABIÁN PÉREZ, FERNANDO PUENTE LEÓN, and ROSA MARÍA PÉREZ CAMPOS: *Detection of circular defects on varnished or painted surfaces by image fusion*. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pages 255–260, Heidelberg, 3-6 September 2006.
- [PB97] PUENTE LEÓN, FERNANDO und JÜRGEN BEYERER: *Datenfusion zur Gewinnung hochwertiger Bilder in der automatischen Sichtprüfung*. *Automatisierungstechnik*, 45(10):480–489, 1997.
- [PB99] PUENTE LEÓN, FERNANDO and JÜRGEN BEYERER: *Automatic comparison of striation information on firearm bullets*. In CASASENT, DAVID P. (editor): *Intelligent Robots and Computer Vision XVIII: Algorithms, Techniques, and Active Vision*, volume 3837 of *Proceedings of SPIE*, pages 266–277. SPIE, 1999.
- [PF90] POULIN, PIERRE and ALAIN FOURNIER: *A model for anisotropic reflection*. In *Proceedings of the 17th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 273–282, New York, NY, USA, 1990. ACM.
- [PHB99] PUZICHA, JAN, THOMAS HOFMANN, and JOACHIM M. BUHMANN: *Histogram clustering for unsupervised segmentation and image retrieval*. *Pattern Recognition Letters*, 20(9):889–909, 1999.
- [Pho75] PHONG, BUI TUONG: *Illumination for computer generated pictures*. *Communications of the ACM*, 18(6):311–317, 1975.
- [PLVG07] PUENTE LEÓN, FERNANDO, CHRISTOPH LINDNER, and DAVID VAN GORKOM: *Surface segmentation by variable illumination*. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 56(1):549–552, 2007.
- [PMP06] PÉREZ GRASSI, ANA, GIANNI MONTI und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Matched-Filter im Beleuchtungsraum zur Detektion kraterförmiger Defekte auf lackierten Holzoberflächen*. In: *Sensoren und*

- Messsysteme 2006, 13. ITG/GMA-Fachtagung, Seiten 349–352, Berlin/Offenbach, 2006. VDE-Verlag.
- [PP07] PÉREZ GRASSI, ANA and FERNANDO PUENTE LEÓN: *Translation and rotation invariant histogram features for series of images*. In *INFORMATIK 2007: Informatik trifft Logistik - Beiträge der 37. Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik*, volume 109 of *GI Proceedings*, 2007.
- [PP08] PÉREZ GRASSI, ANA und FERNANDO PUENTE LEÓN: *Invariante Merkmale zur Klassifikation von Defekten aus Beleuchtungsserien*. *Technisches Messen*, 75(7-8), 2008.
- [PPAO07] PÉREZ GRASSI, ANA, FERNANDO PUENTE LEÓN, VLADIMIR FILIPPOVICH ARTEYEV und JOSÉ VICENTE OLIVER VILLANUEVA: *Klassifikation von Defekten auf ästhetischen Oberflächen mittels variabler Beleuchtung und invarianter Merkmale*. In: PUENTE LEÓN, FERNANDO und MICHAEL HEIZMANN (Herausgeber): *Bildverarbeitung in der Mess- und Automatisierungstechnik*, Band 1981 der Reihe *VDI-Berichte*, Seiten 13–22, Düsseldorf, 2007. VDI Verlag.
- [PR03] PUENTE LEÓN, FERNANDO, FERNANDO und NORBERT RAU: *Detection of machine lead in ground sealing surfaces*. *Annals of the CIRP*, 52(1):459–462, 2003.
- [Pra78] PRATT, W. K.: *Digital Image Processing*. John Wiley and Sons, 1978.
- [Pue99] PUENTE LEÓN, FERNANDO: *Automatische Identifikation von Schußwaffen*, Band 787 der Reihe *Fortschritt-Berichte VDI, Reihe 8*. VDI Verlag, Düsseldorf, 1999.
- [Pue01a] PUENTE LEÓN, FERNANDO: *Determination of the coverage of shot peened surfaces*. In BREBBIA, CARLOS A. (editor): *Surface Treatment V*, pages 323–332, Southampton, 2001. WIT Press.
- [Pue01b] PUENTE LEÓN, FERNANDO: *Model-based inspection of shot peened surfaces using fusion techniques*. In HARDING, KEVIN G., JOHN W. V. MILLER, and BRUCE G. BATCHELOR (editors): *Machine Vision and Three-Dimensional Imaging Systems for Inspection and*

- Metrology*, volume 4189 of *Proceedings of SPIE*, pages 41–52. SPIE, 2001.
- [Pue06] PUENTE LEÓN, FERNANDO: *Automated comparison of firearm bullets*. *Forensic Science International*, 156(1):40–50, 2006.
- [PW98] PFEIFER, T. and L. WIEGERS: *Adaptive control for the optimized adjustment of imaging parameters for surface inspection using machine vision*. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 47(1):487–490, 1998.
- [PW00] PFEIFER, T. und L. WIEGERS: *Verfahren zur wissensunabhängigen automatischen Bildoptimierung in der technischen Sichtprüfung*. *VDI Berichte*, 1572:37–42, 2000.
- [RP99] RACKY, J. and M. PANDIT: *Active illumination for the segmentation of surface deformations*. *IEEE*, pages 41–45, 1999.
- [Sch94] SCHLICK, CHRISTOPHE: *A survey of shading and reflectance models*. *Computer Graphics Forum*, 13(2):121–131, 1994.
- [SOSI03] SATO, IMARI, TAKAHIRO OKABE, YOICHI SATO, and KATSUSHI IKEUCHI: *Appearance sampling for obtaining a set of basis images for variable illumination*. In *Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, volume 2, page 800, Los Alamitos, CA, USA, 2003. IEEE Computer Society.
- [SS95] SCHRÖDER, PETER and WIM SWELDENS: *Spherical wavelets: Efficiently representing functions on the sphere*. In *SIGGRAPH '95: Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 161–172, New York, NY, USA, 1995. ACM.
- [SS96] SCHEITHAUER, MARGOT und HANS-JÜRGEN SIRCH: *Filmfehler an Holzlacken*. Institut für Holztechnologie Dresden, Vicentz-Verlag, 1996.
- [Td91] TAGARE, HEMANT D. and RUI J. P. DEFIGUEIREDO: *A theory of photometric stereo for a class of diffuse non-lambertian surfaces*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(2):133–152, 1991.

-
- [TS67] TORRANCE, K. and E. SPARROW: *Theory for off-specular reflection from roughened surfaces*. *Journal of the Optical Society of America*, (57):1105–1114, 1967.
- [Wag99] WAGNER, T.: *Textur Analysis*, pages 275–308. Academic Press, London, 1999.
- [War92] WARD, GREGORY J.: *Measuring and modeling anisotropic reflection*. *SIGGRAPH Computer Graphics*, 26(2):265–272, 1992.
- [Wie01] WIEGERS, LORENZ: *Bild- und Beleuchtungsoptimierung zur automatischen Verschleißmessung an Fräswerkzeugen*. Dissertation, RWTH Aachen, Aachen, 2001.
- [Woo80] WOODHAM, R.J.: *Photometric method for determining surface orientation from multiple images*. *Optical Engineering*, 19(1):139–144, January 1980.
- [Wu03] WU, JIAHUA: *Rotation Invariant Classification of 3D Surface Texture using Photometric Stereo*. PhD thesis, School of Mathematical and Computer Sciences, Heriot-Watt University, Edinburgh, 2003.
- [ZT80] ZUCKER, STEVEN W. and DEMETRI TERZOPOULOS: *Finding structures in co-occurrence matrices for texture analysis*. In *Computer graphics and Image Processing*, volume 12, pages 286–308, 1980.